





# El impacto de las aplicaciones estadísticas en el periodismo deportivo: estudio comparativo entre valoraciones algorítmicas y humanas en el fútbol de élite

**Rubén J. García-Fernández**Universidade de Santiago de Compostela  **Alberto Quian**Universidade de Santiago de Compostela  <https://dx.doi.org/10.5209/esmp.103702>

Recibido: 30 de junio de 2025 / Aceptado: 14 de octubre de 2025

**Resumen.** Este estudio compara valoraciones periodísticas y algorítmicas del rendimiento de futbolistas de élite en un contexto de creciente influencia de plataformas como Sofascore y Flashscore. Mediante un diseño observacional transversal, se analizó una muestra intencional de 60 jugadores en 10 partidos de relevancia (temporada 2024–2025). Para cada jugador se recopilaban puntuaciones de ambos algoritmos y de dos medios europeos, seleccionados de un total de 13 (7 tradicionales, 6 nativos digitales). Se aplicaron análisis descriptivos e inferenciales para examinar tendencias centrales y dispersión, convergencia entre sistemas, impacto del resultado del partido, variación por posición y rol del jugador, divergencias por tipología y país del medio, patrones por medio específico, además de casos cualitativos paradigmáticos. Los resultados revelan que los medios asignan puntuaciones significativamente más bajas (media 6,76;  $p < 0,001$ ) y con mayor variabilidad ( $CV = 26,4 \%$ ) que los algoritmos (Sofascore: 7,53,  $CV = 11,8 \%$ ; Flashscore: 7,33,  $CV = 12,4 \%$ ). La correlación entre algoritmos es muy alta ( $r = 0,858$ ) y mayor que entre medios y algoritmos ( $r \approx 0,72$ ). Todos los sistemas muestran sensibilidad significativa al resultado ( $p \leq 0,01$ ), pero la magnitud del sesgo es mucho mayor en los medios (-2,01 puntos entre victoria y derrota) que en los algoritmos (-0,75/-0,96). La convergencia es mayor para jugadores destacados ( $d > 0,90$ ). No se hallaron diferencias significativas por posición ni tipología mediática. Los análisis exploratorios sugieren que la cultura editorial de cada medio es más determinante que su país o tipología. Se concluye que ambos sistemas son epistemológicamente complementarios, y su integración –no sustitución– enriquece la evaluación deportiva. **Palabras clave.** Periodismo deportivo, aplicaciones estadísticas, algoritmos, evaluación de rendimiento, fútbol.

## <sup>EN</sup> The impact of statistical applications on sports journalism: comparative study between algorithmic and human evaluations in elite football

**Abstract.** This study compares journalistic and algorithmic evaluations of elite football players' performance in a context of growing influence of platforms such as Sofascore and Flashscore. Using a cross-sectional observational design, a purposive sample of 60 players across 10 high-profile matches (2024–2025 season) was analyzed. For each player, ratings were collected from both algorithms and two European media outlets, selected from a total of 13 (7 traditional and 6 digital native). Descriptive and inferential analyses were applied to examine central tendencies and dispersion, convergence between systems, the impact of match outcome, variation by player position and role, divergences by media type and country, patterns by specific outlet, and paradigmatic qualitative cases. Results show that media assign significantly lower ratings (mean 6.76;  $p < 0.001$ ) and with greater variability ( $CV = 26.4 \%$ ) compared to algorithms (Sofascore: 7.53,  $CV = 11.8 \%$ ; Flashscore: 7.33,  $CV = 12.4 \%$ ). The correlation between algorithms is very high ( $r = 0.858$ ) and higher than between media and algorithms ( $r \approx 0.72$ ). All systems display statistically significant sensitivity to match outcome ( $p \leq 0.01$ ), but the magnitude of bias is markedly greater in media (-2.01 points between win and loss) than in algorithms (-0.75/-0.96). Convergence is significantly stronger for standout players ( $d > 0.90$ ). No significant differences were found by position or media type. Exploratory analyses suggest that each outlet's editorial culture is more decisive than its country or media type. It is concluded that both systems are epistemologically complementary, and their integration—not substitution—enriches sports performance evaluation.

**Keywords.** Sports journalism, statistical applications, algorithms, performance evaluation, football.

**Cómo citar:** García-Fernández, R. y Quian, A. (2026). El impacto de las aplicaciones estadísticas en el periodismo deportivo: estudio comparativo entre valoraciones algorítmicas y humanas en el fútbol de élite. *Estudios sobre el Mensaje Periodístico*, 32(2), 453–475. <https://dx.doi.org/10.5209/esmp.103702>

## 1. Introducción

El periodismo deportivo ha experimentado una transformación profunda en las últimas décadas y se ha consolidado como un campo dinámico y especializado, impulsado por la profesionalización del deporte, la diversificación de audiencias y el avance de tecnologías digitales (Boyle, 2006, 2017; Rowe, 2004). Como señala García-Avilés (2021), los medios nativos digitales han emergido como actores clave en esta transformación, funcionando como laboratorios de innovación que reconfiguran las rutinas y productos periodísticos. Este cambio exige mayor inmediatez, profundidad y rigor analítico.

La *datificación* del fútbol ha redefinido el rol del periodista deportivo, integrando plataformas como Opta, Sofascore o Flashscore que proporcionan estadísticas en tiempo real y análisis estructurados (Bradshaw, 2023; Segarra-Saavedra *et al.*, 2019). Métricas avanzadas como los *expected goals* (xG) han transformado el análisis en medios y redes sociales (Anderson y Sally, 2014), configurando nuevas expectativas informativas.

Esta transformación se inscribe en el marco de la sociedad de plataformas (van Dijck *et al.*, 2018), donde tecnologías digitales reconfiguran prácticas profesionales. Estas plataformas generan contenidos propios, rankings y análisis que operan bajo lógicas algorítmicas, independientes del juicio humano, planteando interrogantes sobre la legitimidad y naturaleza del conocimiento deportivo.

Los sistemas automatizados de evaluación compiten directamente con el periodismo tradicional, ofreciendo valoraciones en tiempo real basadas en métricas cuantificables (Vural y Masip, 2021). Esto se vincula al proceso de algoritmización del periodismo (Dörr, 2016), que introduce tensiones entre eficiencia técnica y valores periodísticos clásicos como la interpretación crítica (Lewis y Westlund, 2014).

Surge así un debate sobre la convergencia entre evaluaciones humanas y algorítmicas, y cómo estas afectan la percepción del rendimiento deportivo. Aunque los algoritmos mejoran la productividad, presentan limitaciones frente a la complejidad interpretativa que aportan los periodistas (Coddington, 2015; Túñez-López *et al.*, 2019).

Un caso ilustrativo ocurrió en la temporada 2024-2025 de la UEFA Champions League, cuando la supercomputadora de Opta proyectó a Manchester City y Real Madrid como favoritos tras 10.000 simulaciones (Sisneros, 2024). Sin embargo, el PSG se consagró campeón, mostrando que el fútbol conserva elementos imprevisibles que requieren interpretación humana. La creciente influencia de plataformas como Sofascore y Flashscore ha generado tensiones entre valoraciones algorítmicas y aspectos cualitativos como liderazgo o impacto emocional, que escapan a la cuantificación.

Frente a este escenario, resulta crucial determinar empíricamente si existen divergencias sistemáticas entre estos sistemas de evaluación y, de ser así, comprender su naturaleza y los factores que las condicionan. Por ello, esta investigación busca responder a la siguiente pregunta general: «¿Cómo y en qué condiciones convergen o divergen las lógicas evaluativas humanas (periodísticas) y algorítmicas en la valoración del rendimiento individual en el fútbol de

élite, y cuáles son los factores que determinan dichas diferencias?».

La relevancia de este estudio aumenta ante una audiencia cada vez más exigente, participativa y sofisticada (Perreault y Bell, 2022; Rojas-Torrijos, 2014) que demanda análisis más profundos, contextualizados y rigurosos.

## 2. Marco teórico

### 2.1. Periodismo de datos: fundamentos teóricos y evolución conceptual

El periodismo ha evolucionado hacia un mayor empleo de los datos, desplazando el periodismo convencional en favor de los medios digitales (Vural y Masip, 2021). La transformación digital conlleva remodelaciones en la práctica periodística, apareciendo campos como el periodismo de precisión y la información asistida por ordenador. La convergencia entre periodismo y algoritmos culmina décadas de transformación progresiva. Philip Meyer, pionero del reportaje asistido por ordenador (Computer-Assisted Reporting - CAR), cambió la forma en que los periodistas trabajan (Hammond, 2015). Desde los trabajos de Meyer hasta la actual proliferación de plataformas automatizadas, hemos asistido a una redefinición de cómo se produce, verifica y consume la información periodística (Howard, 2014). El deporte representa un laboratorio ideal para examinar esta transformación, facilitando la implementación de enfoques algorítmicos por su naturaleza cuantificable.

El deporte se presta naturalmente a la cuantificación: goles, asistencias, pases, tiempos. Sin embargo, la aparente objetividad de estos datos esconde una complejidad fundamental: ¿puede reducirse la excelencia deportiva a métricas cuantificables? ¿O existen dimensiones intangibles que escapan a la algoritmización? Esta interrogante constituye el núcleo teórico del presente estudio.

Los datos han constituido históricamente una parte esencial del trabajo periodístico. La irrupción de las tecnologías digitales permitió al periodista evolucionar profesionalmente, creando productos más innovadores y analíticamente sofisticados. Howard (2014) identifica seis características fundamentales del periodismo *data-driven*: «recopilación, limpieza, organización, análisis, visualización y publicación de datos».

La literatura especializada ha desarrollado taxonomías conceptuales para clarificar las nuevas prácticas periodísticas. Coddington (2015) establece que el CAR se orientaba hacia el periodismo de datos se fundamentaba en el acceso a datos abiertos gubernamentales, y el periodismo computacional aspiraba a integrar programación y algoritmos automatizados. Un hito paradigmático fue la publicación de los diarios de guerra afganos en 2010 por WikiLeaks, que evidenció las potencialidades del periodismo *data-driven* (Baack, 2011), catalizando su consolidación en medios como *The Guardian* y *The New York Times*.

En el contexto del *big data*, resulta imperativo que el periodista desarrolle competencias analíticas para aprovechar su potencial informativo (Romero-Domínguez, 2024). La implementación estratégica debe orientarse hacia la facilitación de la comprensión narrativa, manteniendo los principios de clari-

dad y rigor periodístico. Sin embargo, el empleo descontextualizado de datos produce valor informativo limitado (Romero-Domínguez, 2024). El periodista contemporáneo debe mantener su protagonismo interpretativo, enriquecido mediante el uso riguroso de información estadística.

## 2.2. Transformación digital del análisis deportivo: de la sabermetría a la algoritmización

La revolución del análisis deportivo basado en datos comenzó con Bill James y la sabermetría, desafiando en los años 80 las evaluaciones tradicionales del béisbol mediante estadísticas rigurosas que evidenciaban limitaciones en las percepciones subjetivas de scouts y periodistas (James y Wirth, 1986). Esta filosofía se popularizó con *Moneyball* (Lewis, 2004), que mostró cómo Billy Beane usó estadísticas avanzadas para construir un equipo competitivo con recursos limitados, estableciendo un modelo replicado en otros deportes.

En el fútbol, un antecedente fundamental en la aplicación del análisis estadístico es el trabajo pionero de Sarah Rudd, quien desarrolló modelos avanzados para evaluar el rendimiento de jugadores y apoyar la toma de decisiones estratégicas en clubes élite como el Arsenal FC. Desde 2011, Rudd combinó conocimientos de matemáticas, *software* y fútbol para traducir métricas cuantitativas en conceptos deportivos útiles, contribuyendo a la innovación en la analítica futbolística y al desarrollo de perfiles completos de jugadores (Quesada-Webb, 2023; Rudd, 2011). Su labor representa una extensión significativa del paradigma de *Moneyball* al ámbito del fútbol profesional.

Plataformas como Sofascore y Flashscore representan una evolución algorítmica de esta tradición, generando valoraciones sin mediación humana. Esta automatización plantea dudas sobre la legitimidad comparativa respecto al juicio periodístico, en un debate que trasciende la mera tecnificación: aunque prometen neutralidad, los algoritmos introducen sesgos propios de su diseño. El periodista, por su parte, aporta contexto e interpretación, elementos insustituibles en el análisis deportivo.

El periodismo *data-driven* ha impulsado medios especializados como Nylon Calculis o FiveThirtyEight (SBJ, 2015), así como el uso de modelos predictivos y visualizaciones avanzadas. La analítica deportiva se ha extendido a equipos de élite y federaciones (*La Vanguardia*, 2018), permitiendo optimizar el rendimiento y prevenir lesiones. En fútbol, se distingue entre el *eventing* manual y el *tracking* automatizado (Gamboa, 2019), aunque el acceso a estas tecnologías genera desigualdades entre clubes.

Frente a este escenario, el periodista deportivo debe combinar rigor estadístico con análisis contextualizado (Gisoni, 2011; Kian *et al.*, 2018). No se trata de repetir lo que ya vio la audiencia, sino de aportar interpretación y valor añadido, aprovechando la naturaleza cíclica del deporte para estructurar rutinas informativas (Túñez-López *et al.*, 2019). Como señalan Boyle (2006) y Rowe (2004), el periodismo deportivo no es un mero reporte de resultados, sino un espacio donde se construyen narrativas dramáticas, se asignan roles de héroe o villano, y se refuerzan iden-

tidades colectivas; una lógica que persiste incluso en la era de los datos, en la que la estadística se convierte en una herramienta narrativa fundamental para diferenciar contenidos y elevar su calidad.

La inteligencia artificial (IA) permite detectar patrones individuales mediante indicadores como varianza o desviación estándar, evaluando aspectos como postura o velocidad (Ghosh *et al.*, 2023). También se aplica a crónicas automatizadas y visualizaciones en tiempo real (Gaibor *et al.*, 2025). La rapidez informativa y la adaptación a las preferencias digitales del público son desafíos clave (El Kharrachi, 2022). Esta transformación ha elevado el estándar del periodismo deportivo, tradicionalmente infravalorado (English, 2016), y responde a la lógica repetitiva de torneos y partidos (Gaibor *et al.*, 2025).

El uso estratégico de estadísticas y visualizaciones permite no solo comprender mejor el rendimiento, sino también involucrar activamente al público a través de debates sustentados en evidencia. El periodismo especializado transforma datos en gráficas, tablas e imágenes accesibles, enriqueciendo la narrativa deportiva y facilitando la comprensión rápida de la información.

La subjetividad tradicional del periodismo deportivo se ve desafiada por la demanda de una audiencia que exige análisis más profundos en un entorno digitalizado y estadísticamente orientado (Montiel *et al.*, 2021). Las versiones web de medios impresos han tenido que replantear sus contenidos, pasando del reporte inmediato al análisis en profundidad (Rojas-Torrijos, 2014). Esta transición permite ofrecer productos informativos más completos, alineados con el interés creciente de una audiencia que valora el contexto, la profundidad y la originalidad en las coberturas deportivas (Perreault y Bell, 2022).

## 2.3. Algoritmización del periodismo deportivo: tensiones entre automatización y criterio humano

La evaluación del rendimiento individual en el fútbol ha evolucionado profundamente en la era digital. Antes dependía exclusivamente de la observación experta y del juicio periodístico basado en experiencia (Lago-Peñas *et al.*, 2010). Sin embargo, el desarrollo de algoritmos avanzados ha introducido metodologías cuantitativas que ofrecen una aparente mayor objetividad, desafiando los modelos epistemológicos tradicionales (Rampinini *et al.*, 2007).

Plataformas como Sofascore y Flashscore procesan múltiples métricas (pases, duelos, distancia, precisión táctica) para generar puntuaciones integrales del rendimiento de los jugadores (Castellano *et al.*, 2012). Estas herramientas han ganado popularidad entre clubes, medios y aficionados especializados, consolidándose como métodos complementarios de análisis. No obstante, persiste el debate entre las evaluaciones humanas –capaces de captar matices contextuales– y las algorítmicas –consistentes, pero ciegas a factores intangibles– (Gilovich *et al.*, 2002).

Esta tensión refleja una transformación más amplia vinculada a la sociedad de plataformas digitales (van Dijck *et al.*, 2018), donde las prácticas tradicionales se ven reconfiguradas por tecnologías emergentes. En el deporte, esta mediatización digital

(Hutchins y Rowe, 2012) y la algoritmización del periodismo (Rojas-Torrijos, 2019) replantean el rol del periodista, que debe reforzar su capacidad interpretativa ante la estandarización algorítmica (van Dalen, 2012).

Herramientas como Wyscout, Flashscore u Opta Sports han democratizado el acceso a estadísticas especializadas en tiempo real, con funciones de personalización, notificaciones y análisis individualizados (Romero-Ochoa, 2022). Opta, por ejemplo, se consolidó como proveedor de datos de la Premier League y Sky Sports desde 1996, y hoy colabora con medios como *Marca* o *AS*. Estas aplicaciones han transformado tanto el consumo del deporte como el papel del periodista, quien debe ofrecer una interpretación significativa del dato, más allá de la descripción estadística (Rojas-Torrijos y García-Cepero, 2020). Ante la sobreabundancia de datos, el periodista necesita herramientas tecnológicas para mantener un seguimiento integral, ofreciendo a una audiencia cada vez más exigente análisis especializados y profundos (Gaibor *et al.*, 2025). Estos entornos digitales proporcionan repositorios extensos de indicadores sobre jugadores, equipos y competiciones, superando lo que tradicionalmente ofrecían los medios. Ahora, se espera que el periodista no solo informe del resultado, sino que contextualice con análisis detallados y estadísticas interpretadas.

Este nuevo entorno ha posibilitado sistemas de evaluación que generan puntuaciones promedio basadas en métricas cuantitativas. Además de valorar el rendimiento pasado, permiten estimar la proyección futura del jugador mediante modelos probabilísticos, aportando herramientas clave para decisiones estratégicas como fichajes. Por ejemplo, Schultze y Wellbrock (2015) muestran cómo el rendimiento de Ribéry varía según el compañero que le precede en el campo, subrayando la necesidad de contextualizar los datos. Asimismo, el análisis colectivo de equipos con variables como posesión, tiros o tarjetas permite estimar probabilidades de victoria o riesgo (Liu *et al.*, 2015).

En consecuencia, la estadística se ha convertido en un recurso esencial en el fútbol moderno, revelando patrones y correlaciones invisibles a simple vista, y facilitando una comprensión más precisa del rendimiento deportivo a lo largo del tiempo (Vidaurreta-Bueno y Mesa-Anoceto, 2011).

A partir de la revisión teórica, y para guiar el análisis empírico del núcleo confirmatorio de este estudio, se formulan las siguientes hipótesis:

- H1 ( $\leftrightarrow$  OE1): Las evaluaciones periodísticas presentarán una media significativamente inferior y una mayor variabilidad (desviación estándar y coeficiente de variación) que las evaluaciones algorítmicas.
- H2 ( $\leftrightarrow$  OE2): La correlación entre los dos sistemas algorítmicos (Sofascore y Flashscore) será significativamente más alta que la correlación entre cualquiera de ellos y las evaluaciones periodísticas.
- H3 ( $\leftrightarrow$  OE3): El sesgo de resultado (*outcome bias*) afectará en mayor medida a las evaluaciones periodísticas que a las algorítmicas. Específicamente, la diferencia en puntuaciones promedio entre jugadores de equipos ganadores y perdedores

será significativamente mayor en los medios periodísticos.

- H4 ( $\leftrightarrow$  OE4): Existirán diferencias estadísticamente significativas en la divergencia media entre sistemas evaluativos (medios vs. algoritmos) cuando se comparen las cuatro posiciones de campo (portero, defensa, centrocampista, delantero).
- H5 ( $\leftrightarrow$  OE5): La convergencia entre sistemas será mayor para jugadores con roles destacados (MVP, goleadores, asistentes) que para jugadores no destacados.
- H6 ( $\leftrightarrow$  OE6): Los medios nativos digitales presentarán una discrepancia significativamente menor con las evaluaciones algorítmicas que los medios tradicionales, debido a su mayor afinidad con modelos de producción basados en velocidad, escala y automatización.

Además, se plantean dos objetivos de carácter exploratorio (OE7 y OE8) que no formulan hipótesis debido a su naturaleza descriptiva y a las limitaciones muestrales en ciertos estratos.

### 3. Objetivos y metodología

Esta investigación aborda las diferencias sistemáticas entre evaluaciones periodísticas y algorítmicas del rendimiento de jugadores de fútbol de las principales competiciones europeas. Su relevancia radica en el creciente rol de las aplicaciones estadísticas especializadas en el ecosistema del periodismo deportivo contemporáneo, donde plataformas como Sofascore y Flashscore coexisten con el criterio evaluativo tradicional de los medios periodísticos, planteando interrogantes sobre convergencia y divergencia en los criterios de valoración del rendimiento deportivo.

Para el estudio, se plantea la siguiente pregunta de investigación central (PIC): ¿en qué medida y en qué condiciones específicas convergen o divergen las evaluaciones del rendimiento individual en el fútbol de élite realizadas por medios periodísticos y por sistemas algorítmicos como Sofascore y Flashscore? Esta pregunta guía el análisis y se desglosa operativamente en los objetivos detallados a continuación.

#### 3.1. Objetivo general y objetivos específicos

El objetivo general de este estudio es examinar las diferencias sistemáticas entre evaluaciones periodísticas y algorítmicas del rendimiento de jugadores de fútbol de élite, identificando patrones de convergencia y divergencia evaluativa en diferentes contextos deportivos. Los objetivos específicos que operacionalizan esta investigación son:

- OE1: Contrastar las diferencias en tendencias centrales, dispersión y distribución entre evaluaciones periodísticas y algorítmicas del rendimiento individual.
- OE2: Analizar la convergencia entre sistemas evaluativos para determinar el grado de concordancia en las valoraciones del rendimiento.

- OE3: Evaluar la influencia del resultado del partido (victoria, empate, derrota) sobre las evaluaciones de cada sistema.
- OE4: Identificar las variaciones en la discrepancia evaluativa según la posición del jugador (portero, defensa, centrocampista, delantero).
- OE5: Evaluar el efecto del rol en el partido (MVP, goleador, asistente, no destacado) sobre la convergencia/discrepancia entre sistemas.
- OE6: Evaluar si existen diferencias estadísticamente significativas en la discrepancia evaluativa entre medios periodísticos tradicionales y nativos digitales.
- OE7: Explorar las diferencias evaluativas según el contexto geográfico y el análisis por medio específico, identificando patrones descriptivos que puedan generar hipótesis para futuras investigaciones.
- OE8: Identificar casos paradigmáticos que ilustren patrones de convergencia y divergencia significativa entre sistemas evaluativos en contextos específicos.

### 3.2. Diseño metodológico

Se implementó un diseño observacional transversal cuantitativo, de carácter comparativo y metodología híbrida, con un núcleo confirmatorio y componentes exploratorios.

El núcleo confirmatorio se centra en contrastar diferencias y asociaciones sistemáticas entre evaluaciones periodísticas y algorítmicas en relación con variables clave como el resultado del partido, la posición del jugador, el rol desempeñado, la convergencia general entre sistemas y la tipología mediática. Se aplicaron pruebas estadísticas inferenciales a los objetivos OE1, OE2, OE3, OE4, OE5 y OE6, para los cuales se formularon hipótesis explícitas.

Los componentes exploratorios se orientan a identificar patrones descriptivos e ilustrativos en contextos con menor sustento teórico previo o limitaciones muestrales, como el análisis por país de origen del medio e idiosincrasia de cada medio (OE7), o la identificación de casos paradigmáticos (OE8). Estos análisis buscan generar hipótesis para futuras investigaciones, no confirmarlas.

Este enfoque permite, por un lado, poner a prueba proposiciones teóricas fundamentales sobre la evaluación del rendimiento futbolístico en la era algorítmica mediante comparaciones rigurosas, y por otro, explorar nuevas dimensiones del fenómeno que aún no han sido suficientemente estudiadas.

### 3.3. Selección muestral y criterios de inclusión

La selección muestral siguió un protocolo de muestreo intencional basado en los siguientes criterios de inclusión: (a) partidos de alta relevancia competitiva a nivel nacional e internacional; (b) disponibilidad completa de valoraciones en todos los sistemas eva-

luativos analizados; (c) participación mínima de 10 minutos por jugador para garantizar evaluaciones válidas; y (d) acceso público y gratuito a las puntuaciones.

Se excluyeron aquellos casos donde no se disponía de valoraciones completas en alguno de los sistemas o donde las condiciones del partido pudieran afectar la validez de las evaluaciones (suspensiones por condiciones meteorológicas extremas o incidentes graves). La muestra final quedó constituida por 60 observaciones correspondientes a jugadores evaluados en 10 partidos diferentes durante el período 1 de marzo-11 de mayo de 2025.

### 3.4. Recolección de datos

La recolección de datos se realizó de forma sistemática, registrando las valoraciones de cada jugador en una base de datos estructurada. Para cada observación se documentaron las variables identificadoras (partido, fecha, jugador, equipo), contextuales (posición, resultado, rol en el partido), evaluativas (puntuaciones de medios y algoritmos) y derivadas (diferencias entre sistemas).

La normalización de escalas evaluativas se aplicó cuando fue necesario, particularmente para medios alemanes que emplean escalas inversas (1-6), garantizando la comparabilidad directa entre sistemas mediante transformación a escala estándar 0-10 donde valores superiores indican mejor rendimiento.

La variable «Rol en el partido» (MVP, goleador, asistente, combinaciones, no destacado) se definió ad hoc para este estudio como un criterio complementario al rendimiento estadístico, con el objetivo de discriminar entre jugadores cuya participación tuvo un impacto diferencial en el encuentro y aquellos cuya actuación fue más estándar. Su propósito es diferenciar actuaciones con impacto narrativo del resto, priorizando la diversidad posicional en la muestra, basándonos en la lógica de que goles, asistencias o designaciones como MVP (*Most Valuable Player*) constituyen hitos reconocidos por medios y registros oficiales que influyen en la percepción del rendimiento.

### 3.5. Estructura de la base de datos

La investigación se estructura metodológicamente sobre una base de datos relacional de 60 observaciones × 17 variables, donde cada fila representa la evaluación completa de un jugador específico en un partido determinado. Esta matriz de datos permite el análisis comparativo riguroso entre sistemas de evaluación humanos (periodísticos) y algorítmicos (Sofascore y Flashscore) bajo diferentes contextos deportivos controlados. Cada observación contiene información identificadora, contextual, evaluativa y diferencial, permitiendo análisis tanto descriptivos como inferenciales sobre los patrones de evaluación deportiva (Tablas 1-4).

Tabla 1. Estructura completa de variables del estudio.

Variable	Tipo	Descripción Operacional	Categorías/Rango	Distribución Muestral
<b>VARIABLES IDENTIFICADORAS</b>				
Partido	Categórica nominal	Denominación oficial del enfrentamiento	ej: FC Barcelona 4-3 Real Madrid	10 partidos únicos
Fecha	Temporal	Día de disputa del partido (DD/MM/AAAA)	01/03/2025-11/05/2025	Período: 71 días
Jugador	Categórica nominal	Nombre completo del futbolista evaluado	ej: Kylian Mbappé	60 jugadores únicos
Equipo	Categórica nominal	Club al que pertenece el jugador	ej: Real Madrid, FC Barcelona	20 equipos
<b>VARIABLES CONTEXTUALES</b>				
Posición	Categórica ordinal	Demarcación del jugador en el terreno de juego	Portero, defensa, centrocampista, delantero	n = 7, 15, 16, 22
Resultado del partido	Categórica nominal	Resultado para el equipo del jugador evaluado	Victoria, empate, derrota	n = 24, 12, 24
Rol en el partido	Categórica nominal	Protagonismo específico del jugador en el encuentro	MVP, goleador, asistente, combinaciones, no destacado	n = 6, 16, 9, 5, 24
<b>VARIABLES DE CARACTERIZACIÓN MEDIÁTICA</b>				
Tipo de medio	Categórica dicotómica	Naturaleza del medio evaluador	Tradicional, nativo digital	n=7, 6 medios
Medio 1 / Medio 2	Categórica nominal	Identificación de los dos medios evaluadores por observación	ej: <i>Marca</i> , <i>L'Equipe</i>	13 medios únicos
<b>VARIABLES DEPENDIENTES (EVALUATIVAS)</b>				
Puntuación Medio 1/2	Cuantitativa continua	Valoraciones individuales de cada medio periodístico	Escala 0-10 (1 decimal)	Rango: 3.0-9.5
Media puntuación medios	Cuantitativa continua	Promedio aritmético de las dos evaluaciones periodísticas	$\mu = (\text{Medio1} + \text{Medio2}) / 2$	M=6.73, DE=1.85
Puntuación Sofascore	Cuantitativa continua	Valoración algorítmica generada por Sofascore	Escala 0-10 (1 decimal)	M=7.44, DE=1.12
Puntuación Flashscore	Cuantitativa continua	Valoración algorítmica generada por Flashscore	Escala 0-10 (1 decimal)	M=7.26, DE=1.08
<b>VARIABLES DERIVADAS (DIFERENCIAS)</b>				
Diferencia Medios-Sofascore	Cuantitativa continua	$\Delta = \text{Media de medios} - \text{Puntuación Sofascore}$	Rango: -4.0 a +2.0	M=-0.71, DE=0.98
Diferencia Medios-Flashscore	Cuantitativa continua	$\Delta = \text{Media de medios} - \text{Puntuación Flashscore}$	Rango: -3.5 a +1.5	M=-0.53, DE=0.89

Fuente: elaboración propia.

Tabla 2. Principales variables identificadoras: partidos, fechas, jugadores y equipos de la muestra.

Partido	Fecha	Jugador	Equipo
FC Barcelona 4-3 Real Madrid	11/05/2025	Vinicius Junior	Real Madrid
		Kylian Mbappé	Real Madrid
		Dani Ceballos	Real Madrid
		Raphinha	FC Barcelona
		Eric García	FC Barcelona
		Lamine Yamal	FC Barcelona
PSG 0-1 Liverpool	05/03/2025	Mohamed Salah	Liverpool
		Alisson Becker	Liverpool
		Virgil Van Dijk	Liverpool
		Achraf Hakimi	PSG
		Donnarumma	PSG
		Ousmane Démbélé	PSG
Nápoles 1-1 Inter	01/03/2025	Stanislav Lobotka	Napoli
		Rrahmani	Napoli
		Philip Billing	Napoli
		Federico Dimarco	Inter de Milán
		Alessandro Bastoni	Inter de Milán
		Lautaro Martínez	Inter de Milán
Manchester United 5-4 Olympique Lyon	17/04/2025	Harry Maguire	Manchester United
		Bruno Fernandes	Manchester United
		Casemiro	Manchester United
		Paul Akouokou	Olympique Lyon
		Rayan Cherki	Olympique Lyon
		Georges Mikautadze	Olympique Lyon
Bayern München 3-0 Bayer Leverkusen	05/03/2025	Joshua Kimmich	Bayern München
		Harry Kane	Bayern München
		Michael Olise	Bayern München
		Florian Wirtz	Bayer Leverkusen
		Mario Hermoso	Bayer Leverkusen
		Nordan Mukiele	Bayer Leverkusen
Arsenal 1-0 Chelsea	16/03/2025	Mikel Merino	Arsenal
		David Raya	Arsenal
		Martin Odegaard	Arsenal
		Moisés Caicedo	Chelsea
		Pedro Neto	Chelsea
		Christopher Nkunku	Chelsea

Partido	Fecha	Jugador	Equipo
Atlético de Madrid 1-0 Real Madrid (2-4 penaltis)	12/03/2025	Julián Álvarez	Atlético de Madrid
		Conor Gallagher	Atlético de Madrid
		José María Giménez	Atlético de Madrid
		Ferland Mendy	Real Madrid
		Thibaut Courtois	Real Madrid
		Jude Bellingham	Real Madrid
Inter 4-3 FC Barcelona	06/03/2025	Yan Sommer	Inter de Milán
		Lautaro Martínez	Inter de Milán
		Denzel Dumfries	Inter de Milán
		Lamine Yamal	FC Barcelona
		Gerard Martín	FC Barcelona
		Dani Olmo	FC Barcelona
Atlético de Madrid 2-4 FC Barcelona	16/03/2025	Jan Oblak	Atlético de Madrid
		Alexander Sorloth	Atlético de Madrid
		Rodrigo De Paul	Atlético de Madrid
		Íñigo Martínez	FC Barcelona
		Ferrán Torres	FC Barcelona
		Lamine Yamal	FC Barcelona
Real Madrid 4-4 Real Sociedad	01/04/2025	Antonio Rüdiger	Real Madrid
		Jude Bellingham	Real Madrid
		Vinicius Junior	Real Madrid
		Pablo Marín	Real Sociedad
		Álex Remiro	Real Sociedad
		Mikel Oyarzabal	Real Sociedad

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3. Distribución por variables contextuales.

Variable	Categoría	n	%	Notas
<b>Posición</b>	Delanteros	22	36,7 %	Mayor representación por visibilidad mediática
	Centrocampistas	16	26,7 %	Equilibrio representativo
	Defensas	15	25,0 %	Representación proporcional
	Porteros	7	11,7 %	Menor frecuencia por especialización
<b>Resultado</b>	Victorias	24	40,0 %	-
	Derrotas	24	40,0 %	-
	Empates	12	20,0 %	-
<b>Rol</b>	No destacados	24	40,0 %	Actuaciones estándar
	Goleadores	16	26,7 %	Protagonismo ofensivo
	Asistentes	9	15,0 %	Contribución creativa
	MVP	6	10,0 %	Máximo reconocimiento
	Combinaciones	5	8,3 %	Múltiples roles destacados

Fuente: elaboración propia.

La selección de los medios (Tabla 4), se fundamentó en tres criterios principales:

- La disponibilidad pública y gratuita de las puntuaciones individuales.
- La relevancia del medio dentro del ecosistema deportivo (dando preferencia a aquellos con fuerte presencia nacional o regional).
- La cobertura completa del partido, es decir, que se ofrecieran valoraciones para jugadores de ambos equipos. Esto último no siempre se cumple, ya que algunos medios tradicionales solo puntúan a uno de los equipos implicados, normalmente el local o el de mayor interés editorial.

Tabla 4. Variables de caracterización mediática: medios analizados según país y naturaleza.

País	Medio	Naturaleza
<b>España</b>	<i>Marca</i>	Tradicional
	<i>Sport</i>	Tradicional
	<i>El Desmarque</i>	Nativo digital
	<i>Noticias de Gipuzkoa</i>	Tradicional
<b>Inglaterra</b>	<i>GiveMeSport</i>	Nativo digital
	<i>Sportskeeda</i>	Nativo digital
<b>Italia</b>	<i>Eurosport Italia</i>	Tradicional
	<i>SkySport Italia</i>	Tradicional
	<i>TuttomercatoWeb</i>	Nativo digital
<b>Alemania</b>	<i>Kicker</i>	Tradicional
	<i>ran.de</i>	Nativo digital
<b>Francia</b>	<i>L'Équipe</i>	Tradicional
	<i>MadeInFoot - Ouest France</i>	Nativo digital

Fuente: elaboración propia

Durante la recolección sistemática se identificaron limitaciones estructurales que requirieron adaptaciones específicas. La principal limitación se relaciona con la cobertura evaluativa asimétrica en partidos internacionales con equipos españoles, donde medios como *Marca* y *Sport* frecuentemente omiten calificaciones de jugadores rivales, focalizando exclusivamente en el equipo nacional. Para mitigar esta limitación se implementó un protocolo adaptativo que analizó únicamente jugadores del equipo español cuando no se disponía de valoraciones completas del adversario. Contrariamente, en partidos entre equipos extranjeros (ej.: Manchester United vs. Olympique de Lyon) fue posible obtener valoraciones completas mediante fuentes representativas de ambos países.

Los medios alemanes como *Kicker* emplean una escala diferente (1-6, donde 1 representa la mejor calificación). Para integrar estos datos se aplicó una conversión metodológica que adapta dicha escala al sistema decimal tradicional, manteniendo proporción equivalente y preservando el sentido cualitativo de las valoraciones originales.

Las puntuaciones periodísticas provienen de redactores diferentes según el partido analizado. Aunque esto introduce variabilidad en los criterios, se asumió como parte intrínseca del enfoque editorial, reconociendo que el modelo periodístico se fundamenta en la interpretación individual especializada, constituyendo una diferencia conceptual

fundamental respecto a la estandarización algorítmica.

La selección de encuentros se basó en su alta relevancia mediática nacional o internacional. La selección de jugadores se fundamentó en la identificación de futbolistas con actuaciones destacadas o representativas. Se analizaron 13 medios deportivos: tradicionales (7) y nativos digitales (6) de cinco países europeos con diferentes tradiciones periodísticas, garantizando una muestra representativa del panorama mediático europeo. La distribución por posición es relativamente equilibrada, con ligero sesgo hacia delanteros, y equilibrada entre victorias y derrotas.

Se emplearon Sofascore y Flashscore por ser las plataformas más representativas en análisis automatizado del rendimiento individual.

Sofascore utiliza un algoritmo que monitoriza en tiempo real cada acción del jugador. Parte con una nota base de 6,5 que se ajusta según el desempeño. Contempla factores positivos (goles, asistencias, pases clave, recuperaciones, paradas) y penaliza errores (pérdidas de balón, tarjetas, penaltis cometidos). La nota se actualiza constantemente (hasta 60 veces por partido) y requiere mínimo 10 minutos jugados. La calificación oscila entre 3 y 10, siendo la puntuación perfecta extremadamente inusual (1 de cada 3.000 análisis).

Flashscore funciona similarmente, partiendo de una base de 6 puntos con mínimo de 10 minutos ju-

gados. Pondera estadísticas como remates a puerta, duelos ganados, pases acertados y tackles defensivos, penalizando faltas, tarjetas y pérdidas. Incorpora diferenciación por posición, reconociendo que las expectativas estadísticas difieren entre porteros y delanteros.

Aunque ambas aplicaciones parten de valores iniciales distintos (6,5 vs. 6), las puntuaciones finales están estandarizadas en escala 1-10, permitiendo comparación directa con calificaciones de medios tradicionales.

El análisis se centra en las diferencias relativas entre ambos modelos de valoración, no en la lógica interna específica de cada algoritmo. A partir de las puntuaciones se calcularon diferencias medias y comparaciones cruzadas según tipo de medio, posición del jugador, rol en el encuentro, resultado del partido y país de origen del medio.

Se construyeron tablas dinámicas que facilitaron el análisis cruzado de variables, permitiendo observar patrones en la asignación de puntuaciones según características como posición del jugador, perfil del medio o procedencia geográfica, identificando posibles sesgos o tendencias en la evaluación de futbolistas.

### 3.6. Análisis estadístico

El análisis estadístico se implementó mediante Python 3.x utilizando las librerías *scipy.stats*, *pandas* y *numpy*, estructurándose en fases metodológicamente complementarias:

- Fase descriptiva: cálculo de estadísticos de tendencia central y dispersión (media, desviación estándar, mínimo, máximo, coeficiente de variación) y análisis de forma distribucional mediante asimetría ( $g_1$ ) y curtosis ( $g_2$ ) de Fisher para caracterizar cada sistema evaluativo.
- Fase correlacional: análisis de correlaciones de Pearson entre los tres sistemas para cuantificar el grado de convergencia evaluativa y evaluar la significación estadística mediante la prueba  $t$  de Student.
- Fase de normalidad: evaluación de la normalidad distribucional mediante tests de Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov y D'Agostino-Pearson para

seleccionar los procedimientos inferenciales apropiados.

- Fase inferencial comparativa: implementación de tests de comparación de medias para muestras emparejadas ( $t$ -test de Student cuando las diferencias seguían distribución normal, test de Wilcoxon en caso contrario) con intervalos de confianza del 95 %.
- Fase inferencial categórica: análisis de diferencias entre grupos mediante ANOVA de un factor para examinar la influencia del resultado del partido sobre las evaluaciones, complementado con pruebas *post-hoc* de Tukey HSD, así como  $t$ -test de Welch para muestras independientes con análisis del tamaño del efecto ( $d$  de Cohen). El nivel de significación se estableció en  $\alpha = 0,05$  para todas las pruebas estadísticas.

## 4. Resultados

### 4.1. Estadísticos descriptivos generales y patrones de distribución

El análisis descriptivo inicial (Tabla 5a) revela diferencias claras en las tendencias centrales y de dispersión entre los sistemas evaluativos. Los medios periodísticos tradicionales presentan una media de puntuaciones inferior ( $M = 6,76$ ;  $DE = 1,78$ ) en comparación con las evaluaciones algorítmicas: Sofascore ( $M = 7,53$ ;  $DE = 0,88$ ) y Flashscore ( $M = 7,33$ ;  $DE = 0,91$ ). Estas diferencias, de -0,768 puntos respecto a Sofascore y -0,565 puntos respecto a Flashscore, constituyen magnitudes de efecto relevantes en el contexto de escalas evaluativas deportivas decimales.

Los coeficientes de variación evidencian patrones de consistencia diferencial: los sistemas algorítmicos muestran mayor homogeneidad evaluativa ( $CV = 11,8\%$  para Sofascore;  $CV = 12,4\%$  para Flashscore) comparado con evaluaciones periodísticas ( $CV = 26,4\%$ ), lo que sugiere mayor predictibilidad y menor variabilidad interpretativa en criterios algorítmicos. Los rangos observacionales refuerzan esta interpretación: mientras las evaluaciones periodísticas abarcan prácticamente toda la escala evaluativa (0,00-9,50), los algoritmos operan en rangos más restringidos y estables (Sofascore: 5,40-9,40; Flashscore: 4,90-9,60).

Tabla 5a. Estadísticos descriptivos comprehensivos por sistema evaluativo.

Sistema de evaluación	$n$	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo	CV (%)	Rango	Mediana
Medios periodísticos	60	6,76	1,78	0,00	9,50	26,4	9,50	7,00
Sofascore	60	7,53	0,88	5,40	9,40	11,8	4,00	7,40
Flashscore	60	7,33	0,91	4,90	9,60	12,4	4,70	7,45

Fuente: elaboración propia.

La distribución de puntuaciones revela características morfológicas distintivas entre sistemas. Los indicadores de forma confirman patrones distributivos diferenciados: las evaluaciones periodísticas

presentan asimetría negativa moderada ( $g_1 = -1,338$ ) y curtosis elevada ( $g_2 = 2,768$ ), indicando una distribución leptocúrtica con cola hacia valores bajos, asociada a la presencia de puntuaciones extrema-

damente bajas ( $p$ . ej., 0.00). En contraste, los sistemas algorítmicos muestran distribuciones más simétricas: Sofascore ( $g_1 = -0,015$ ,  $g_2 = -0,130$ ) y Flashscore ( $g_1 = -0,327$ ,  $g_2 = 0,563$ ), evidenciando mayor normalidad distributiva y menor presencia de

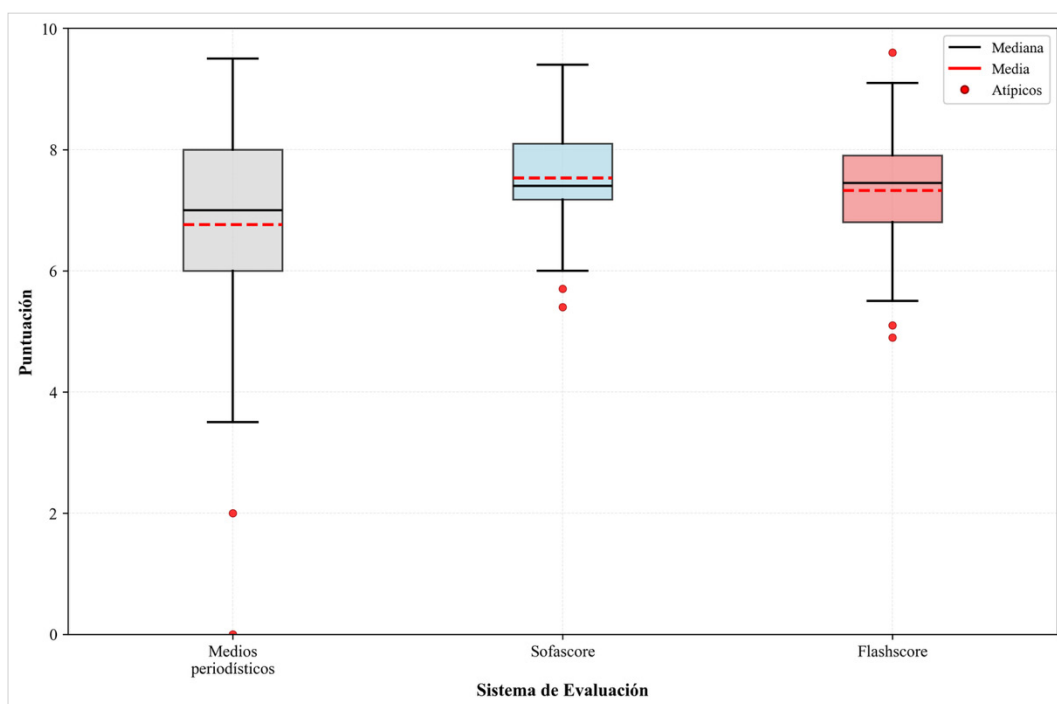
valores atípicos (Tabla 5b, Figura 1). Esta evidencia sustenta la mayor consistencia y estabilidad de los sistemas algorítmicos frente a la mayor variabilidad de los criterios periodísticos.

Tabla 5b. Indicadores de asimetría y curtosis por sistema evaluativo.

Sistema de evaluación	Asimetría ( $g_1$ )	Curtosis ( $g_2$ )	Interpretación
Medios periodísticos	-1,338	2,768	No normal
Sofascore	-0,015	-0,130	Aproximadamente normal
Flashscore	-0,327	0,563	Aproximadamente normal

Nota:  $g_1$  = coeficiente de asimetría,  $g_2$  = exceso de curtosis. Los indicadores fueron calculados mediante las fórmulas de Fisher sin sesgo, apropiadas para el tamaño muestral ( $n = 60$ ). Fuente: elaboración propia.

Figura 1. Distribución de puntuaciones por sistema evaluativo.



Fuente: elaboración propia.

Las diferencias promedio entre sistemas constituyen magnitudes de efecto sustanciales: -0,768 puntos respecto a Sofascore y -0,565 puntos respecto a Flashscore. Para evaluar la significancia estadística de estas diferencias, se realizaron dos comparaciones de medias para muestras emparejadas ( $n = 60$ ), ya que cada jugador fue evaluado tanto por medios periodísticos como por ambas plataformas algorítmicas. Previamente se evaluó la normalidad de las diferencias mediante tres tests: Shapiro-Wilk ( $p = 0,001$  y  $p = 0,007$ ), Kolmogorov-Smirnov ( $p = 0,379$  y  $p = 0,177$ ) y D'Agostino-Pearson ( $p < 0,001$  y  $p = 0,001$ ). Dado que la mayoría de los tests rechazaron la hipótesis de normalidad, se utilizó el test de Wilcoxon para muestras emparejadas, ya que las di-

ferencias no siguieron una distribución normal. Los análisis revelaron diferencias estadísticamente significativas en ambas comparaciones ( $p < 0,001$  para ambas). Los intervalos de confianza del 95 % para las diferencias de medias fueron de [-1,094; -0,443] para la comparación con Sofascore y de [-0,895; -0,235] para la comparación con Flashscore, lo que establece una disimilitud significativa entre las evaluaciones periodísticas y algorítmicas. Estas discrepancias sistemáticas confirman la existencia de divergencias estructurales entre metodologías evaluativas, evidenciando que las evaluaciones algorítmicas tienden sistemáticamente hacia puntuaciones más elevadas comparado con criterios periodísticos tradicionales (Tabla 5c).

Tabla 5c. Análisis de normalidad y comparación estadística de medias emparejadas.

Comparación	Test de normalidad (p-valor)			Test Aplicado	Diferencia	p-valor	IC 95 %
	Shapiro-Wilk	Kolmogorov-Smirnov	D'Agostino-Pearson				
Per. vs Sofascore	0,001	0,379	<0,001	Wilcoxon	-0,768	<0,001	[-1,094; -0,443]
Per. vs Flashscore	0,007	0,177	0,001	Wilcoxon	-0,565	0,001	[-0,895; -0,235]

Fuente: elaboración propia. Nota: indica rechazo de normalidad ( $\alpha = 0,05$ ). Se aplicó test de Wilcoxon debido a que la mayoría de tests rechazaron la hipótesis nula de normalidad.  $n = 60$  jugadores evaluados por los tres sistemas.

#### 4.2. Análisis correlacional y convergencia metodológica intersistemas

Para evaluar el grado de alineación entre distintos sistemas de evaluación del rendimiento futbolístico, se calcularon coeficientes de correlación de Pear-

son ( $r$ ) entre cada par de fuentes. El objetivo fue identificar patrones de convergencia o divergencia metodológica entre enfoques periodísticos y algorítmicos. El coeficiente de correlación se obtuvo mediante la fórmula habitual:

$x_i$ : puntuación del sistema 1 para el jugador  $i$   
 $\bar{x}$ : media de puntuaciones del sistema 1  
 $y_i$ : puntuación del sistema 2 para el jugador  $i$   
 $\bar{y}$ : media de puntuaciones del sistema 2

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}}$$

Para evaluar la significación estadística de las correlaciones observadas, se utilizó el estadístico  $t$  de Student, que sigue una distribución  $t$  con  $n-2$

= 58 grados de libertad bajo la hipótesis nula de correlación cero:

$$t = r \sqrt{\frac{n-2}{1-r^2}}$$

Los resultados (Tabla 6) reflejan una convergencia parcial pero significativa entre los sistemas analizados:

Tabla 6. Matriz de correlaciones bivariadas entre los tres sistemas evaluativos.

Sistemas comparados	$r$	$t$	p-valor	p-valor exacto	Interpretación
Medios - Sofascore	0,733	8,21	< 0.001	$p = 2,77 \times 10^{-11}$	Muy fuerte
Medios - Flashscore	0,712	7,72	< 0.001	$p = 1,80 \times 10^{-10}$	Muy fuerte
Sofascore - Flashscore	0,858	12,75	< 0.001	$p = 1,84 \times 10^{-18}$	Muy fuerte

Fuente: elaboración propia. Nota: Todos los valores  $t$  superan ampliamente los umbrales críticos para los niveles de significación habituales ( $\pm 2.00$  para  $\alpha = 0.05$ ;  $\pm 2.68$  para  $\alpha = 0.01$ ), confirmando significación estadística robusta.

El análisis correlacional bivariado revela patrones de convergencia diferencial que confirman la estructura conceptual subyacente a los sistemas evaluativos. La correlación más alta se observa entre sistemas algorítmicos (Sofascore-Flashscore:  $r = 0.858$ ,  $p < 0.001$ ), evidenciando convergencia metodológica sustancial que sugiere arquitecturas conceptuales y criterios evaluativos fundamentalmente similares. Aunque la correlación entre sistemas algorítmicos es positiva y fuerte, no es perfecta ( $r = 0,858 \neq 1,00$ ), lo que implica que, aunque comparten una base metodológica cuantitativa común, incorporan métricas o pesos específicos diferentes en sus algoritmos de evaluación.

Esta convergencia excepcional entre algoritmos se sitúa en la franja superior de la categoría de correlaciones muy fuertes, mientras que las asociaciones entre evaluaciones periodísticas y algorítmicas, aunque también muy fuertes, alcanzan valores algo más bajos ( $r \approx 0,72$ ). Ambos sistemas evalúan el mismo constructo latente –el rendimiento futbolístico–, pero desde perspectivas metodológicamente diferenciadas. Mientras que los algoritmos se basan en criterios cuantificables y replicables, los periodistas incorporan elementos cualitativos, contextuales y narrativos que enriquecen la evaluación, aunque también introducen cierta variabilidad.

### 4.3. Análisis por resultado competitivo

El análisis estratificado por resultado del partido (Tablas 7a y 7b) revela patrones diferenciales en las evaluaciones de rendimiento que evidencian la influencia contextual generalizada en todos los sistemas evaluativos. Los resultados del análisis de varianza (ANOVA de un factor) muestran que todas las evaluaciones, tanto periódicas como algorítmicas, varían significativamente en función del desenlace competitivo. Para evaluaciones periódicas ( $F(2,57) = 12,54, p < 0,001$ ), Sofascore ( $F(2,57) = 4,98, p = 0,010$ ) y Flashscore ( $F(2,57) = 8,34, p < 0,001$ ), todas las diferencias entre grupos alcanzan significación estadística.

Los jugadores de equipos derrotados reciben evaluaciones consistentemente inferiores en todos los sistemas de puntuación respecto a los vencedores. La amplitud de esta penalización varía según el sistema: las evaluaciones periódicas presentan la mayor disparidad (-2,01 puntos, de 5,56 a 7,57), seguidas por Flashscore (-0,96 puntos, de 6,82 a 7,78) y Sofascore (-0,75 puntos, de 7,14 a 7,89). Tanto las evaluaciones humanas como algorítmicas muestran sensibilidad estadísticamente significativa al resultado competitivo, aunque la magnitud de este efecto es mayor en los medios.

En los sistemas algorítmicos, los empates ocupan una posición evaluativa intermedia, aunque solo las diferencias entre victorias y derrotas alcanzan significación estadística. En cambio, para los periodistas, las puntuaciones en empates son estadísticamente indistinguibles de las victorias, evidenciando una lógica binaria de evaluación (éxito = no derrota).

Estos resultados revelan la presencia generalizada del sesgo de resultado en todos los sistemas evaluativos analizados. Tanto los evaluadores humanos como los algoritmos tienden a verse influenciados por el desenlace global (victoria o derrota) al valorar el rendimiento individual, aunque los sistemas periódicos muestran mayor amplitud en esta influencia. Este hallazgo cuestiona la presunción de neutralidad contextual de los sistemas algorítmicos y sugiere que incluso las métricas automatizadas incorporan sesgos relacionados con el resultado final del partido.

En situaciones de empate, los patrones evaluativos revelan diferencias sistemáticas entre enfoques humanos y algorítmicos. Los valores periódicos (7,54) son estadísticamente indistinguibles de los observados en victorias (7,57,  $p = 0,999$  en comparaciones *post-hoc*), evidenciando una lógica evaluativa binaria que equipara no-derrota con éxito. Contrariamente, los sistemas algorítmicos posicionan los empates como valores intermedios genuinos (Sofascore: 7,58; Flashscore: 7,43) sin diferencias significativas respecto a victorias o derrotas en las comparaciones pareadas *post-hoc*. Esta divergencia sugiere que los periodistas evalúan desde una perspectiva de expectativas de resultado, mientras que los algoritmos mantienen mayor granularidad en la discriminación de desenlaces competitivos.

La Tabla 7a presenta los estadísticos descriptivos de cada sistema evaluativo según el resultado del partido, mientras que la Tabla 7b muestra los resultados del análisis ANOVA que confirman estas diferencias estadísticamente.

Tabla 7a. Evaluaciones descriptivas por resultado competitivo del partido.

Resultado del partido	n	Media Periódica	DE	Media Sofascore	Media Flashscore	$\Delta$ vs Sofascore	$\Delta$ vs Flashscore
Victoria	24	7,57	1,42	7,89	7,78	-0,32	-0,21
Empate	12	7,54	1,38	7,58	7,43	-0,04	+0,11
Derrota	24	5,56	1,95	7,14	6,82	-1,58	-1,26

Fuente: elaboración propia.

Tabla 7b. Análisis de varianza (ANOVA) por sistema evaluativo.

Sistema evaluativo	F	p	Significación
Evaluaciones periódicas	12,54	< 0,001	***
Sofascore	4,98	0,010	*
Flashscore	8,34	< 0,001	***

Fuente: elaboración propia. Nota: ANOVA de un factor con resultado del partido como variable independiente (Victoria, Empate, Derrota).  $gl = 2,57. p < 0,05; p < 0,001$ .

Los análisis *post-hoc* (Tukey HSD) revelan patrones diferenciales críticos entre sistemas evaluativos: mientras las evaluaciones periódicas discriminan significativamente entre las tres categorías de resultado (victoria  $\approx$  empate  $\neq$  derrota,  $p < 0,05$ ),

los sistemas algorítmicos muestran diferencias significativas principalmente entre victorias y derrotas (Sofascore:  $p = 0,007$ ; Flashscore:  $p < 0,001$ ), sin discriminar consistentemente los empates como categoría intermedia. Este patrón confirma

que, aunque ambos tipos de sistemas exhiben sesgo de resultado, los periodistas muestran mayor sensibilidad evaluativa a todos los desenlaces

competitivos, mientras que los algoritmos operan con una lógica más dicotómica victoria-derrota (Tabla 7c).

Tabla 7c. Comparaciones *post-hoc* (Tukey HSD) por sistema evaluativo.

Comparación	Eval. Periódísticas	Sig.	Sofascore	Sig.	Flashscore	Sig.
Victoria vs Empate	0,999	n.s.	0,549	n.s.	0,467	n.s.
Victoria vs Derrota	< 0,001	***	0,007	**	< 0,001	***
Empate vs Derrota	0,001	**	0,290	n.s.	0,094	n.s.

Fuente: elaboración propia. Nota:  $p < 0,001$ ;  $p < 0,01$ ;  $p < 0,05$ ; n.s. = no significativo.

#### 4.4. Análisis por posición

El análisis estratificado por posición muestra diferencias descriptivas en las evaluaciones entre sistemas, aunque estas variaciones no alcanzan significancia estadística.

Los defensas presentan las mayores divergencias promedio con respecto a sistemas algorítmicos (-1,23 respecto a Sofascore; -1,01 respecto a Flashscore), mientras que los porteros muestran las menores (-0,35 respecto a Sofascore; +0,19 respecto a Flashscore). Las posiciones ofensivas (delanteros) y

de distribución (centrocampistas) presentan divergencias intermedias, con diferencias que oscilan entre -0,48 y -0,69 puntos respecto a evaluaciones algorítmicas (Tabla 8a).

Los coeficientes de variación por posición indican que la consistencia de las evaluaciones periódicas disminuye desde delanteros ( $CV = 21,4\%$ ) hasta defensas ( $CV = 34,1\%$ ), sugiriendo patrones descriptivos en la variabilidad evaluativa según la posición.

Tabla 8a. Análisis comparativo estratificado por posición.

Posición	<i>n</i>	Media Medios	Media Sofascore	Media Flashscore	$\Delta$ vs Sofascore	$\Delta$ vs Flashscore	DE Medios	CV Medios (%)
Porteros	7	7,29	7,64	7,10	-0,35	+0,19	1,73	23,8
Delanteros	22	7,00	7,65	7,58	-0,65	-0,58	1,50	21,4
Centrocampistas	16	6,73	7,42	7,21	-0,69	-0,48	1,87	27,7
Defensas	15	6,18	7,41	7,19	-1,23	-1,01	2,11	34,1

Fuente: elaboración propia.

Para evaluar si estas diferencias descriptivas son estadísticamente significativas, se aplicaron análisis de varianza (ANOVA) de un factor con la posición de juego como variable independiente (Tabla 8b). Los resultados muestran que no existen diferencias significativas entre medios y sistemas algorítmicos según la posición (Sofascore:  $F = 0,974$ ,  $p = 0,411$ ; Flashscore:  $F = 1,395$ ,  $p = 0,254$ ), indicando que la posición en el campo no constituye un factor determinante en la convergencia/divergencia evaluativa.

En conjunto, aunque descriptivamente se observan variaciones en las divergencias por posición, estas no alcanzan significancia estadística. Esto sugiere que otros factores contextuales o metodológicos podrían tener mayor influencia en las diferencias entre sistemas de evaluación, y que la cuantificabilidad algorítmica de las contribuciones posicionales no influye sistemáticamente en la convergencia evaluativa.

Tabla 8b. Análisis de varianza (ANOVA) de las diferencias evaluativas por posición.

Sistema evaluativo	<i>F</i>	<i>p</i>	Significación
Sofascore vs Medios	0,974	0,411	n.s.
Flashscore vs Medios	1,395	0,254	n.s.

Fuente: elaboración propia. Nota: ANOVA de un factor con posición de juego como variable independiente (Centrocampista, Defensa, Delantero, Portero).  $gl = 3,56$ . ns = no significativo ( $p > 0,05$ ).

#### 4.5. Análisis según rol desempeñado en el partido

El análisis del rol específico del jugador en cada partido (Tabla 9a) revela patrones interesantes en la convergencia entre sistemas. Los jugadores con roles destacados (goleadores, asistentes, MVP) presentan mayor concordancia entre las evaluaciones periodísticas y algorítmicas, mientras que los jugadores no destacados muestran las mayores divergencias. Este patrón confirma que ambos sistemas coinciden en el reconocimiento de actuaciones excepcionales, pero divergen significativamente en

la evaluación de rendimientos «normales» o discretos.

Los datos revelan que los algoritmos tienden a mantener valoraciones más homogéneas, mientras que los periodistas emplean rangos más amplios para distinguir entre diferentes niveles de rendimiento. Para los jugadores con actuaciones destacadas (MVP, goleadores), las diferencias son mínimas, evidenciando consenso sobre la excelencia deportiva. Sin embargo, para jugadores no destacados, las diferencias alcanzan hasta -1,39 puntos con Sofascore y -1,15 puntos con Flashscore.

Tabla 9a. Evaluaciones según rol desempeñado en el partido.

Rol en el partido	<i>n</i>	Media Medios	Media Sofascore	Media Flashscore	Dif. vs Sofascore	Dif. vs Flashscore	Convergencia
MVP	6	8,00 (DE = 0,87)	8,17 (DE = 0,95)	7,82 (DE = 0,71)	-0,17	+0,18	Alta
Goleador + MVP	4	7,96 (DE = 0,42)	7,83 (DE = 0,45)	7,85 (DE = 0,35)	+0,13	+0,11	Alta
Goleador	16	7,63 (DE = 0,89)	7,85 (DE = 0,67)	7,80 (DE = 0,58)	-0,22	-0,17	Alta
Asistente	9	7,33 (DE = 1,12)	7,94 (DE = 0,78)	7,66 (DE = 0,62)	-0,61	-0,33	Media
Goleador + Asistente	1	7,75	8,50	7,90	-0,75	-0,15	Media
No destacado	26	5,59 (DE = 1,78)	6,98 (DE = 0,89)	6,74 (DE = 0,71)	-1,39	-1,15	Baja

Fuente: elaboración propia.

Para validar estadísticamente los patrones observados, se compararon las discrepancias medias entre jugadores con roles destacados (MVP, goleadores, asistentes;  $n = 34$ ) y no destacados ( $n = 26$ ). Los resultados (Tabla 9b) confirman diferencias altamente significativas: los jugadores destacados presentan discrepancias menores con Sofascore ( $M = -0,29$ ,  $DE = 0,99$ ) que los no destacados ( $M = -1,39$ ,  $DE = 1,37$ ),  $t(58) = 3,47$ ,  $p = 0,001$ ,  $d = 0,94$ . Un patrón similar se observa con Flashscore: destacados ( $M = -0,11$ ,  $DE = 0,98$ ) frente a no destacados ( $M = -1,17$ ,  $DE = 1,40$ ),  $t(58) = 3,31$ ,  $p = 0,002$ ,  $d = 0,90$ . Los tamaños del efecto grandes ( $d > 0,8$ ) confirman la relevancia práctica de estas diferencias y permiten rechazar la hipótesis nula de igualdad de medias entre grupos.

Este patrón sugiere que los algoritmos aplican criterios más benevolentes para actuaciones estándar, mientras que los periodistas reservan puntuaciones altas exclusivamente para contribuciones excepcionales. La convergencia en roles destacados indica que ambos sistemas reconocen efectivamente la excelencia deportiva, pero difieren en la evaluación de contribuciones menos visibles o contextualmente relevantes que pueden escapar a la parametrización algorítmica directa. Los intervalos de confianza al 95 % para las diferencias de medias (Sofascore: [0,49; 1,72], Flashscore: [0,45; 1,68]) no incluyen el valor cero, confirmando que las diferencias observadas difícilmente pueden atribuirse al azar.

Tabla 9b. Comparación estadística entre jugadores destacados y no destacados.

Variable	Grupo	<i>n</i>	Media (DE)	<i>t</i>	<i>p</i>	Cohen's <i>d</i>	IC 95 %
Diferencia con Sofascore	Destacados	34	-0,29 (0,99)	3,47	0,001	0,94	[0,49; 1,72]
	No destacados	26	-1,39 (1,37)				
Diferencia con Flashscore	Destacados	34	-0,11 (0,98)	3,31	0,002	0,90	[0,45; 1,68]
	No destacados	26	-1,17 (1,40)				

Fuente: elaboración propia. Nota: t-test de Welch para muestras independientes con varianzas desiguales. Destacados incluye: MVP, goleadores, asistentes. DE = desviación estándar; IC = intervalo de confianza.

#### 4.6. Análisis por tipología mediática: tradicional vs. nativo digital

El análisis diferencial entre medios tradicionales y nativos digitales (Tabla 10a) mediante pruebas *t* para muestras independientes con varianzas desiguales, aplicadas sobre evaluaciones mediáticas individuales desagregadas (Tabla 10b), revela ausencia de diferencias estadísticamente significativas.

Los contrastes inferenciales confirman que las diferencias observadas en las discrepancias con las plataformas algorítmicas entre medios tradicionales y nativos digitales carecen de significación estadística tanto para Sofascore ( $p = 0,324$ ) como para Flashscore ( $p = 0,419$ ), con tamaños del efecto negligibles ( $d = -0,19$  y  $d = -0,15$  respectivamente). Los medios tradicionales ( $n = 51$ ) muestran diferencias

de -0,90 puntos con Sofascore y -0,66 puntos con Flashscore, comparado con medios nativos digitales ( $n = 60$ ) (-0,61 y -0,42 puntos respectivamente), pero estas diferencias carecen de significación estadística.

Aunque los medios tradicionales muestran una tendencia hacia mayor discrepancia con las métricas algorítmicas, esta diferencia no alcanza significación estadística, sugiriendo patrones evaluativos similares entre ambos tipos de medios en su relación con las valoraciones automatizadas. Los resultados no permiten rechazar la hipótesis nula de igualdad de medias entre ambos tipos de medios, confirmando que las diferencias observadas en los patrones evaluativos pueden obedecer a criterios más complejos que la mera tipología mediática.

Tabla 10a. Análisis comparativo por tipología mediática.

Tipología mediática	<i>n</i>	Media evaluativa	DE	Media Sofascore	Media Flashscore	$\Delta$ vs Sofascore	$\Delta$ vs Flashscore	CV (%)
Tradicionales	51	6,65	2,02	7,55	7,31	-0,90	-0,66	30,4
Nativos digitales	60	6,83	1,96	7,45	7,25	-0,61	-0,42	28,7

Fuente: elaboración propia.

Tabla 10b. Contrastes inferenciales por tipología mediática.

Variable comparada	Estadístico <i>t</i>	gl	Valor <i>p</i>	Cohen's <i>d</i>	Significación
Diferencias vs Sofascore	-0,991	109	0,324	-0,19	No significativo
Diferencias vs Flashscore	-0,811	109	0,419	-0,15	No significativo

Fuente: elaboración propia. Pruebas *t* para muestras independientes con varianzas desiguales. Nivel de significación  $\alpha = 0,05$ . Tradicionales  $n = 51$ , Nativos digitales  $n = 60$ .

#### 4.7. Análisis por geografía

El análisis por origen geográfico del medio evaluador (Tabla 11) explora diferencias descriptivas en las evaluaciones respecto a los sistemas algorítmicos, pero las dimensiones muestrales reducidas ( $n = 2-4$  por país) impiden cualquier generalización estadística o inferencia poblacional. Los resultados deben interpretarse únicamente como patrones tentativos que justifican estudios futuros con muestras más grandes.

A nivel descriptivo, se observan variaciones en las diferencias promedio respecto a Sofascore y Flashscore. Los medios alemanes y franceses muestran las mayores divergencias absolutas (diferencias promedio entre -1,88 y -1,27 para Alemania, y -1,88 y -1,675 para Francia), mientras que los medios españoles e ingleses presentan diferencias cercanas a cero (entre -0,20 y +0,14 puntos). Los medios italianos se sitúan en un rango intermedio (alrededor de -0,4 puntos). Estas diferencias podrían reflejar disparidades

culturales en los enfoques periodísticos o en la adopción de métricas estadísticas, pero la muestra es insuficiente para confirmar esta hipótesis.

La menor divergencia en medios españoles e ingleses podría sugerir una mayor alineación con los criterios algorítmicos en estos contextos, posiblemente debido a una mayor integración de datos estadísticos en la cobertura deportiva. Por el contrario, las mayores divergencias en medios alemanes y franceses podrían indicar enfoques evaluativos más subjetivos o basados en aspectos tácticos no capturados por los algoritmos. Sin embargo, estas interpretaciones son meramente especulativas dado el tamaño muestral.

En conclusión, este análisis sirve como punto de partida para investigaciones futuras con muestras representativas más amplias que examinen cómo factores culturales y contextuales influyen en las evaluaciones periodísticas.

Tabla 11. Diferencias promedio por origen geográfico del medio.

País	n	Δ vs Sofascore	Δ vs Flashscore	Diferencia promedio absoluta
Alemania	2	-1,88	-1,27	1,575
Francia	2	-1,88	-1,675	1,778
España	4	-0,195	+0,1425	0,169
Inglaterra	2	-0,155	+0,005	0,080
Italia	3	-0,38	-0,43	0,405

Fuente: elaboración propia. Diferencia promedio absoluta = (|Δ Sofascore| + |Δ Flashscore|) / 2. Todos los valores son descriptivos y no inferenciales debido al tamaño muestral reducido.

#### 4.8. Análisis por medio específico

El análisis individual de cada medio (Tabla 12) revela patrones específicos que trascienden las categorías generales de tipología mediática o país de origen. Algunos medios tradicionales, como *Noticias de Gipuzkoa*, muestran evaluaciones más generosas que los algoritmos, mientras que otros,

como *Kicker* o el nativo digital *Madein-foot Ouest France* mantienen criterios extremadamente rigurosos. Esta variabilidad intra-categorial evidencia que las lógicas evaluativas responden a culturas editoriales particulares que no pueden explicarse exclusivamente por clasificaciones organizacionales amplias.

Tabla 12. Análisis detallado por medio específico.

Medio	Tipo	País	Dif. vs Sofascore	Dif. vs Flashscore	Patrón evaluativo
Noticias de Gipuzkoa	Tradicional	España	+0,90	+1,67	Optimista
Skysport Italia	Tradicional	Italia	+0,46	+0,56	Generoso
Sportskeeda	Nativo digital	Inglaterra	-0,10	+0,04	Equilibrado
Givemesport	Nativo digital	Inglaterra	-0,21	-0,03	Equilibrado
El Desmarque	Nativo digital	España	-0,26	-0,08	Equilibrado
MARCA	Tradicional	España	-0,44	-0,22	Moderado
TuttomercatoWeb	Nativo digital	Italia	-0,80	-0,93	Crítico
Eurosport Italia	Tradicional	Italia	-0,80	-0,93	Crítico
SPORT	Tradicional	España	-0,98	-0,80	Crítico
Ran.de	Nativo digital	Alemania	-1,71	-1,10	Muy crítico
L'Équipe	Tradicional	Francia	-1,65	-1,47	Muy crítico
Madeinfoot Ouest France	Nativo digital	Francia	-2,11	-1,88	Extremadamente crítico
Kicker	Tradicional	Alemania	-2,05	-1,44	Extremadamente crítico

Fuente: elaboración propia.

De los 13 medios analizados, se observan diferencias significativas en las valoraciones de los futbolistas. *Noticias de Gipuzkoa* destaca notablemente, superando con creces la media de las aplicaciones estadísticas, especialmente frente a Flashscore (+1,67). Aunque la muestra se limita a tres jugadores del partido Real Madrid 4-4 Real Sociedad, el medio muestra un claro sesgo positivo hacia los futbolistas del conjunto vasco. Un patrón similar se observa en *SkySport Italia*, cuyas calificaciones también exceden con regularidad las asignadas por los modelos algorítmicos.

En ambos casos, podría influir la afinidad editorial de los medios con los equipos analizados –Real Sociedad e Inter de Milán, respectivamente–, así como el contexto favorable de los partidos seleccionados. Por ejemplo, la victoria del Inter (4-3) frente al FC Barcelona en una semifinal de Champions League se traduce en una narrativa mediática positiva que tiende a exaltar el rendimiento de los jugadores locales.

En el extremo opuesto se sitúan medios como *Kicker*, con una diferencia media de -2,05 respecto a Sofascore, y *MadeInFoot/Ouest France*, cuyas valoraciones también se sitúan sistemáticamente por debajo de las otorgadas por las aplicaciones.

En estos casos, la discrepancia con Sofascore es mayor que con Flashscore, lo que podría indicar que las métricas de Sofascore penalizan menos ciertas acciones que los juicios subjetivos empleados por estos medios, especialmente en contextos desfavorables.

Aunque en el análisis inicial se sugiere una mayor distancia entre medios nativos digitales y aplicaciones estadísticas, este estudio cuestiona parcialmente esa tendencia. Medios como *Sportskeeda*, *GiveMeSport* y *El Desmarque* presentan una notable alineación con las puntuaciones de Sofascore y Flashscore. Esta excepción podría explicarse por un enfoque editorial centrado en el uso de métricas objetivas o por una estrategia de adaptación deliberada al lenguaje del análisis de datos, cada vez más extendido en el periodismo deportivo digital.

#### 4.9. Análisis cualitativo de casos paradigmáticos

Para ilustrar las diferencias metodológicas entre sistemas evaluativos, resulta esclarecedor examinar casos específicos que evidencian las lógicas divergentes aplicadas por periodistas y algoritmos. El análisis de casos paradigmáticos permite comprender cómo los diferentes criterios evaluativos se manifiestan en situaciones concretas, proporcionando ejemplos tangibles de los patrones estadísticos identificados.

Un caso paradigmático de evaluación extremadamente crítica por parte de medios periodísticos se observa en el análisis de Nordi Mukiele en el encuentro Bayern Múnich-PSG, donde el medio alemán *ran.de* le otorgó una calificación de 0 puntos. El comentario periodístico detalla específicamente: «*Subestima a Harry Kane por detrás en el 0-1 y parece muy descontento (9)*. También parece inseguro después de eso y es elegido por el Bayern como punto débil. Falló en una acción defensiva, lo que le dio a Coman una buena oportunidad (25)». Tiene grandes problemas para seguir el ritmo y, tras algo más de una hora, es expulsado sin necesidad alguna en el campo del Bayern al pisar a Coman por detrás en la pantorrilla».

Este informe periodístico destaca errores específicos, responsabilidad directa en jugadas clave y la expulsión del jugador, construyendo una narrativa de fracaso integral. En contraste, las aplicaciones algorítmicas reflejaron un rendimiento bajo, pero menos extremo (5,7 en Sofascore), limitándose a registrar métricas cuantificables como pérdidas de balón (14 en total) sin atribuir contexto causal o responsabilidad individual. Esta divergencia evidencia que los errores defensivos visibles y la falta de contribución positiva influyen notablemente en la severidad del juicio periodístico, que incorpora elementos narrativos y contextuales ausentes en la evaluación algorítmica.

En el extremo opuesto, el caso de Harry Kane en la victoria del Bayern Múnich 3-0 ante Bayer Leverkusen ilustra cómo los medios pueden exceder las valoraciones algorítmicas cuando incorporan elementos contextuales y narrativos. El medio *ran.de* le otorgó una puntuación perfecta (10), acompañada del siguiente análisis: «*El inglés, que últimamente había desaparecido con frecuencia ante rivales más fuertes, está presente desde el principio y, a los cua-*

*tro minutos, remata de cabeza un córner de Olise ante un Mukiele dormido para poner el 1-0. A continuación, sigue muy despierto y realiza muchas acciones acertadas. Corona su actuación con el penalti que transforma en el 3-0, que él mismo provoca ante Tapsoba. De este modo, aumenta su sensacional estadística a 30 penaltis consecutivos transformados».*

Este comentario incorpora información contextual que excede el plano estrictamente estadístico, aludiendo a la trayectoria reciente del jugador, su impacto emocional en el encuentro y récords individuales que trascienden el partido específico. Las aplicaciones algorítmicas, contrariamente, asignaron puntuaciones inferiores (8,6 en Sofascore; 7,9 en Flashscore) a pesar de que Kane marcó dos goles y fue determinante en el resultado. Su actuación, aunque muy positiva, no alcanzó el reconocimiento máximo en las herramientas automatizadas, evidenciando que los algoritmos evalúan exclusivamente el rendimiento intra-partido sin considerar elementos narrativos, contextuales o de trayectoria histórica.

Un tercer caso ilustrativo corresponde a Mohamed Salah en el encuentro PSG 0-1 Liverpool, donde se evidencia el enfoque periodístico hacia la penalización por falta de protagonismo. Aunque su equipo resultó victorioso, el jugador no tuvo un papel destacado en el resultado. Las aplicaciones evaluaron su rendimiento con criterios estándar (6,0 en Sofascore; 6,7 en Flashscore), mientras que los medios redujeron significativamente su valoración a una media de 4,0 puntos, penalizando específicamente su falta de contribución efectiva conforme a expectativas elevadas derivadas de su estatus como estrella del equipo.

Estos casos demuestran cómo los periodistas deportivos operan con criterios que trascienden la mera acumulación de métricas individuales, incorporando elementos como responsabilidad contextual, narrativa histórica, expectativas basadas en estatus e impacto emocional en el desarrollo del encuentro. Las aplicaciones algorítmicas, por el contrario, mantienen consistencia metodológica independientemente del contexto narrativo, aplicando criterios cuantitativos homogéneos que pueden suavizar tanto las excelencias excepcionales como los fracasos manifiestos, proporcionando evaluaciones más predecibles, pero potencialmente menos sensibles a elementos cualitativos relevantes para la comprensión integral del rendimiento deportivo.

#### 5. Discusión y conclusiones

Este estudio examinó la convergencia y divergencia entre valoraciones periodísticas y algorítmicas del rendimiento de futbolistas de élite, en un contexto de creciente algoritmización del periodismo deportivo. Los resultados permiten validar parcialmente las hipótesis planteadas y ofrecen una respuesta matizada a la pregunta de investigación central, revelando que ambos paradigmas evaluativos operan con lógicas epistemológicas distintas que generan patrones predecibles de acuerdo y desacuerdo.

La H1 se confirma plenamente. Los periodistas asignan puntuaciones en promedio 0,77 puntos por debajo de Sofascore y 0,57 por debajo de Flashscore, con diferencias estadísticamente significativas ( $p < 0.001$ ). Esto concuerda con la literatura que desta-

ca cómo la intervención cognitiva del periodista –un elemento diferenciador fundamental (Túñez *et al.*, 2019)– implica juicios expertos con una mirada crítica y contextualizada sobre el rendimiento, actitud, liderazgo, estado físico o decisiones tácticas, aspectos difíciles de capturar por sistemas automatizados. La mayor dispersión en las valoraciones periodísticas ( $CV = 26,4\%$  frente a  $\sim 12\%$  en algoritmos) refleja esta subjetividad inherente que, lejos de ser un defecto, constituye un valor añadido que enriquece el análisis y la narrativa. Por su parte, la tecnología se debe contemplar como complemento a la labor periodística, al funcionar como un sistema inteligente que detecta patrones complejos y relaciones en los datos que escapan a la percepción humana, potenciando la calidad y objetividad del análisis (Carlson, 2014).

La H2 también se confirma plenamente. La correlación entre Sofascore y Flashscore ( $r = 0,858$ ) supera claramente la registrada entre los medios y las plataformas ( $r \approx 0,72$ ). Esto revela que, pese a sus diferencias internas en la ponderación de variables, ambos algoritmos comparten una base epistemológica común: se fundamentan en indicadores objetivos, cuantificables y replicables del rendimiento –como pases, duelos ganados, goles, asistencias, recuperaciones o paradas–, lo que explica su alta convergencia. La correlación alta, pero menor, con las valoraciones periodísticas refleja que ambos sistemas evalúan el mismo constructo (el rendimiento futbolístico) desde lógicas distintas: los algoritmos desde una perspectiva de eficiencia estadística y los periodistas desde una lógica más narrativa, contextual y cualitativa, complementada con datos. Esta convergencia parcial apoya la propuesta de Lewis y Westlund (2014) sobre la coexistencia de lógicas evaluativas humanas y automatizadas en el periodismo, sugiriendo que cada sistema aporta perspectivas convergentes, pero no idénticas.

Hay que destacar que estas métricas individuales no operan en el vacío; se insertan en un ecosistema analítico más amplio que ya ha demostrado su valor en la evaluación del rendimiento colectivo. Como evidencian Castellano *et al.* (2012), variables como tiros a puerta, goles recibidos y conseguidos, posesión del balón, fueras de juego, saques de esquina, faltas cometidas y recibidas, o tarjetas amarillas y rojas, permiten diferenciar a equipos exitosos de aquellos menos competitivos. Así, la evaluación algorítmica del rendimiento individual no solo dialoga con la valoración humana, sino que también se articula con el análisis del rendimiento colectivo, ofreciendo una visión más granular del juego.

Un hallazgo relevante es la confirmación de la H3, que postulaba un sesgo de resultado más pronunciado en evaluaciones periodísticas. Los periodistas penalizan más drásticamente a jugadores de equipos perdedores (diferencia de  $-2,01$  puntos entre victorias y derrotas), frente a diferencias más moderadas en los algoritmos ( $-0,75$  en Sofascore y  $-0,96$  en Flashscore). Este sesgo cognitivo, documentado en psicología del juicio (Baron y Hershey, 1988; Gilovich *et al.*, 2002; Kahneman y Tversky, 1984) se manifiesta con fuerza en el periodismo deportivo, donde el resultado final colectivo contamina la evaluación individual. No obstante, los algoritmos también muestran sensibilidad estadísticamente significativa al

resultado ( $p < 0,01$ ), desmontando la noción de neutralidad absoluta. Aunque actúan como amortiguadores parciales del sesgo de resultado colectivo –al centrarse en acciones individuales y métricas objetivas–, son construcciones sociales en tanto que reflejan decisiones humanas de diseño, prioridades y valores implícitos en la selección y ponderación de variables, así como en la interpretación de los datos (Carlson, 2014).

La H4 no se confirma estadísticamente, aunque descriptivamente los defensas muestran la mayor discrepancia y los porteros la menor. Este resultado es sorprendente, ya que la literatura sugiere que las acciones defensivas son más difíciles de cuantificar y evaluar que las ofensivas (Lago-Peñas *et al.*, 2010). Una interpretación plausible es que las plataformas algorítmicas han refinado sus modelos para cuantificar contribuciones defensivas complejas que los periodistas pueden evaluar mediante observación contextual, reduciendo la brecha entre ambos sistemas.

La mayor variabilidad en las valoraciones periodísticas hacia los defensas ( $CV = 34,1\%$ ) frente a los delanteros ( $CV = 21,4\%$ ) sugiere que, aunque los algoritmos podrían estar ampliando su capacidad para cuantificar lo defensivo, los periodistas aplican criterios más heterogéneos y contextuales, considerando factores como liderazgo, organización o responsabilidad colectiva, difíciles de parametrizar. Este patrón persistente, pero no estadísticamente significativo, invita a futuras investigaciones con muestras más amplias y estratificadas para validar si la posición influye en la divergencia evaluativa y explorar interacciones con variables como resultado del partido o rol desempeñado, para determinar si ciertas posiciones son más sensibles a factores contextuales.

La H5 se confirma plenamente y con una magnitud de efecto notable ( $d > 0,90$ ). Para jugadores destacados, la discrepancia media con los algoritmos es mínima –inferior a  $0,20$  puntos–, evidenciando un consenso casi unánime entre humanos y máquinas a la hora de reconocer la excelencia visible y cuantificable. Cuando el rendimiento se traduce en métricas contables y espectaculares, ambos sistemas coinciden en su valoración.

El hallazgo más revelador –y que enriquece sustancialmente esta hipótesis– es el patrón inverso y estadísticamente robusto en jugadores «no destacados»: mientras los algoritmos aplican un criterio relativamente benevolente y homogéneo (puntuaciones en torno a  $6,8-7,0$  incluso a actuaciones discretas), los periodistas operan con una lógica más exigente y binaria, reservando notas altas para los protagonistas de sus narrativas y penalizando a quienes no tuvieron impacto visible.

Esta divergencia no es un error, sino una característica de cada sistema: los algoritmos premian la acumulación de acciones, incluso las discretas, mientras que el periodismo necesita construir relatos con héroes y villanos. Así, un jugador tácticamente útil pero poco vistoso puede volverse «invisible» y recibir menor valoración. Este fenómeno refleja lo que Rowe (2004) y Boyle (2006) describen como la lógica narrativa del periodismo deportivo: la necesidad de construir tramas con personajes claramente

definidos, donde lo que no es espectacular o dramático tiende a ser subvalorado.

La H6 se rechaza empíricamente. No se encontraron diferencias significativas entre medios tradicionales y nativos digitales ( $p = 0,324$  para Sofascore;  $p = 0,419$  para Flashscore), con tamaños del efecto despreciables ( $d < 0,2$ ). Aunque los nativos presentan una discrepancia ligeramente menor en promedio (-0,61 vs. -0,90 puntos con Sofascore), esto carece de significación estadística y relevancia práctica.

Los resultados no respaldan la literatura sobre innovación periodística que atribuye a los nativos digitales mayor capacidad para adoptar lógicas computacionales por su carácter innovador, estructuras descentralizadas y cultura flexible (García-Avilés, 2021). La ausencia de diferencias significativas sugiere que la alineación con métricas automatizadas depende más de decisiones editoriales (afinidad con equipos, tono narrativo o tradición crítica) que del tipo del medio, como ilustran *Noticias de Gipuzkoa* (tradicional, +0,90 vs. Sofascore) y *MadeInFoot* (digital, -2,11). Esto invita a pensar que la algoritmización del periodismo deportivo no es homogénea ni solo tecnológica, sino mediada por factores contextuales y culturales, conclusión que requiere validación en futuros estudios con muestras más amplias y variables organizacionales medidas directamente.

Finalmente, los análisis exploratorios (OE7 y OE8) aportan matices cualitativos relevantes. OE7, orientado a identificar patrones por contexto geográfico, revela tendencias de interés teórico, aunque limitadas por el tamaño muestral por país: los medios alemanes y franceses divergen más de los algoritmos, mientras que españoles e ingleses convergen. Estas diferencias podrían interpretarse mediante el marco de las culturas periodísticas nacionales (Hanitzsch, 2007), aunque el patrón se diluye al analizar medios concretos. Esto sugiere que la cultura editorial (tono, público, afinidad con clubes, filosofía analítica) sería un predictor más sólido que la nacionalidad o formato, como ya evidenciamos en H6. Respecto al OE8, casos extremos como la nota de 0 a Mukiele o el 10 a Kane muestran cómo el periodismo integra narrativas de fracaso, redención, contexto y trayectoria (Boyle, 2006; Rowe, 2004), dimensiones que los algoritmos, por diseño, ignoran (Carlson, 2014; Hutchins, 2015). Lejos de ser anécdotas, evidencian una lógica evaluativa humana que trasciende la métrica al incorporar emoción, expectativas y contexto, inaccesibles a la cuantificación algorítmica.

Desde una perspectiva epistemológica más amplia, este estudio revela que ni valoraciones humanas ni algorítmicas representan plenamente el rendimiento futbolístico: cada sistema captura dimensiones distintas de una realidad compleja. Como señalan Lewis y Westlund (2014), actores hu-

manos y actantes tecnológicos poseen capacidades complementarias: los periodistas aportan elementos contextuales, narrativos y cualitativos que enriquecen la comprensión del juego, aunque sujetos a sesgos sistemáticos en sus valoraciones; los algoritmos ofrecen consistencia, replicabilidad y menor sesgo, pero omiten dimensiones intangibles que requieren interpretación especializada.

Estas diferencias tienen implicaciones prácticas. Para los medios, los resultados sugieren la necesidad de desarrollar protocolos de calibración que mitiguen sesgos sin perder el valor del análisis contextual, narrativo e interpretativo, lo que representa una oportunidad para redefinir el rol profesional (Carlson, 2014; van Dalen, 2012). Para los clubes, los hallazgos respaldan sistemas híbridos que combinen la consistencia algorítmica con la interpretación de matices tácticos, actitudinales y contextuales (Túñez-López *et al.*, 2019), práctica ya consolidada en el *scouting* de élite, donde se integran métricas y observación cualitativa.

En síntesis, estas divergencias evaluativas no son ruido, sino patrones que reflejan lógicas epistemológicas distintas. Ningún enfoque es superior: cada uno capta dimensiones diferentes del rendimiento futbolístico. El futuro del periodismo deportivo radica en integrar inteligentemente humanos y máquinas, fusionando precisión cuantitativa y profundidad cualitativa para ofrecer análisis más completos y rigurosos, capaces de responder a una audiencia cada vez más participativa e inmersa en la cultura del *big data* (Perreault y Bell, 2022; Rojas-Torrijos, 2014), que valora tanto el rigor estadístico como la narrativa contextual y emocional.

Este estudio presenta limitaciones: el tamaño muestral restringe la generalización, particularmente en subgrupos; la heterogeneidad de competiciones introduce variabilidad no controlada, especialmente en contextos de alta presión o rivalidad; la falta de transparencia algorítmica en Sofascore y Flashscore impide validar qué métricas o pesos específicos generan sus puntuaciones; y la variabilidad inter-evaluador, asumida como intrínseca al modelo periodístico, no fue medida ni controlada, pudiendo añadir ruido.

Futuras investigaciones deberían examinar la validez predictiva de ambos métodos, realizar estudios longitudinales, ampliar la muestra, analizar la percepción de la audiencia sobre la credibilidad de las valoraciones y diseñar marcos integrados que combinen fortalezas humanas y algorítmicas.

## 6. Financiación y apoyos

Esta investigación es parte del proyecto de I+D+i «Inteligencia artificial en medios digitales en España: efectos y roles» (PID2024-156034OB-C22), financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y «FEDER/UE».

## 7. Contribución de autores

<b>Conceptualización</b>	Ideas; formulación o evolución de los objetivos y metas generales de la investigación.	Autores 1 y 2
<b>Curación de datos</b>	Actividades de gestión para anotar (producir metadatos), depurar datos y mantener los datos de la investigación (incluido el código de <i>software</i> , cuando sea necesario para interpretar los propios datos) para su uso inicial y su posterior reutilización.	Autor 1

<b>Análisis formal</b>	Aplicación de técnicas estadísticas, matemáticas, computacionales u otras técnicas formales para analizar o sintetizar datos de estudio.	Autores 1 y 2
<b>Adquisición de fondos</b>	Adquisición del apoyo financiero para el proyecto que conduce a esta publicación.	Autor 2
<b>Investigación</b>	Realización de una investigación y proceso de investigación, realizando específicamente los experimentos, o la recolección de datos/evidencia.	Autores 1 y 2
<b>Metodología</b>	Desarrollo o diseño de la metodología; creación de modelos.	Autores 1 y 2
<b>Administración del proyecto</b>	Responsabilidad de gestión y coordinación de la planificación y ejecución de la actividad de investigación.	Autor 2
<b>Recursos</b>	Suministro de materiales de estudio, reactivos, materiales, pacientes, muestras de laboratorio, animales, instrumentación, recursos informáticos u otras herramientas de análisis.	Autores 1 y 2
<b>Software</b>	Programación, desarrollo de <i>software</i> ; diseño de programas informáticos; implementación del código informático y de los algoritmos de apoyo; prueba de los componentes de código existentes.	Autores 1 y 2
<b>Supervisión</b>	Responsabilidad de supervisión y liderazgo en la planificación y ejecución de actividades de investigación, incluyendo la tutoría externa al equipo central.	Autor 2
<b>Validación</b>	Verificación, ya sea como parte de la actividad o por separado, de la replicabilidad/reproducción general de los resultados/experimentos y otros productos de la investigación.	Autores 1 y 2
<b>Visualización</b>	Preparación, creación y/o presentación del trabajo publicado, específicamente la visualización/presentación de datos.	Autores 1 y 2
<b>Redacción / Borrador original</b>	Preparación, creación y/o presentación del trabajo publicado, específicamente la redacción del borrador inicial (incluyendo la traducción sustantiva).	Autor 1
<b>Redacción / Revisión y edición</b>	Preparación, creación y/o presentación del trabajo publicado por los miembros del grupo de investigación original, específicamente revisión crítica, comentario o revisión, incluidas las etapas previas o posteriores a la publicación.	Autor 2

## 8. Declaración sobre uso de inteligencia artificial

En este artículo se ha empleado GitHub Copilot Pro en Visual Studio Code para generar y optimizar *scripts* en Python destinados al tratamiento y análisis de datos.

## 9. Referencias bibliográficas

- Anderson, C. y Sally, D. (2014). *The numbers game: Why everything you know about soccer is wrong*. Penguin Books.
- Baack, S. (2011). A new style of news reporting: Wiki-leaks and data-driven journalism. *Cyborg Subjects*, 10. <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0168-ssoar-400253>
- Baron, J. y Hershey, J. C. (1988). Outcome bias in decision evaluation. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54(4), 569-579. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.54.4.569>
- Boyle, R. (2006). *Sports journalism: Context and issues*. SAGE Publications Ltd, <https://doi.org/10.4135/9781446247181>
- Boyle, R. (2017). Sports Journalism: Changing journalism practice and digital media. *Digital Journalism*, 5(5), 493-495. <https://doi.org/10.1080/21670811.2017.1281603>
- Bradshaw, P. (2023). *The online journalism handbook: Skills to survive and thrive in the digital age*. Routledge.
- Carlson, M. (2014). The Robotic Reporter: Automated journalism and the redefinition of labor, compositional forms, and journalistic authority. *Digital Journalism*, 3(3), 416-431. <https://doi.org/10.1080/21670811.2014.976412>
- Castellano, J., Casamichana, D. y Lago, C. (2012). The use of match statistics that discriminate between successful and unsuccessful soccer teams. *Journal of Human Kinetics*, 31, 139-147. <http://doi.org/10.2478/v10078-012-0015-7>
- Coddington, M. (2015). Clarifying journalism's quantitative turn: A typology for evaluating data journalism, computational journalism, and computer-assisted reporting. *Digital Journalism*, 3(3), 331-348. <https://doi.org/10.1080/21670811.2014.976400>
- Dörr, K. N. (2016). Mapping the field of algorithmic journalism. *Digital Journalism*, 4(6), 700-722. <https://doi.org/10.1080/21670811.2015.1096748>
- El Kharrachi, Y. (2022). *Guía del periodismo deportivo*. Aljazeera Media Institute. <https://institute.aljazeera.net/sites/default/files/2022/Gu%C3%ADa%20del%20Periodismo%20Deportivo.pdf>
- English, P. (2016). Mapping the sports journalism field: Bourdieu and broadsheet newsrooms. *Journalism*, 17(8), 1001-1017. <https://doi.org/10.1177/1464884915576728>
- Gaibor, C. G. M., Galán, A. L. R., Larrea, C. y Parreño, R. R. (2025). Transformando el juego: La revolución

- de la inteligencia artificial en el periodismo deportivo. *Uru: Revista de Comunicación y Cultura*, 11, 86-100. <https://doi.org/10.32719/26312514.2025.11.6>
- Gamboa, A. G. (2019). Big Data & Sports. *MoleQla: Revista de Ciencias de la Universidad Pablo de Olavide*, 34(10), 34-37. <https://www.upo.es/cms1/export/sites/upo/moleqla/documentos/Numero34/34.pdf>
- García-Avilés, J.-A. (2021). Review article: Journalism innovation research, a diverse and flourishing field (2000-2020). *Profesional De La Información*, 30(1), e300110. <https://doi.org/10.3145/epi.2021.ene.10>
- Ghosh, I., Ramasamy Ramamurthy, S., Chakma, A. y Roy, N. (2023). Sports analytics review: Artificial intelligence applications, emerging technologies, and algorithmic perspective. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 13(5), e1496. <https://doi.org/10.1002/widm.1496>
- Gilovich, T., Griffin, D. y Kahneman, D. (2002). *Heuristics and biases: The psychology of intuitive judgment*. Cambridge University Press.
- Gisondi, J. (2011). *Field guide to covering sports*. CQ Press.
- Hammond, P. (2015). From computer-assisted to data-driven: Journalism and Big Data. *Journalism: Theory, Practice and Criticism*, 18(4), 408-424. <https://doi.org/10.1177/1464884915620205>
- Hanitzsch, T. (2007). Deconstructing journalism culture: Toward a universal theory. *Communication Theory*, 17(4), 367-385. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2885.2007.00303.x>
- Howard, A. B. (2014). *The art and science of data-driven journalism*. Tow Center for Digital Journalism, Columbia University. <https://doi.org/10.7916/D8Q531V1>
- Hutchins, B. (2015). Tales of the digital sublime: Tracing the relationship between big data and professional sport. *Convergence*, 22(5), 494-509. <https://doi.org/10.1177/1354856515587163>
- Hutchins, B. y Rowe, D. (2012). *Sport beyond television: The internet, digital media and the rise of networked media sport*. Routledge.
- James, B. y Wirth, M. (1986). *The Bill James historical baseball abstract*. Villard Books.
- Kahneman, D. y Tversky, A. (1984). Choices, values, and frames. *American Psychologist*, 39(4), 341-350. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.39.4.341>
- Kian, E., Clavio, G., Schultz, B., y Sheffer, M. L. (2018). *Multimedia sports journalism: A practitioner's guide for the digital age*. Oxford University Press.
- Lago-Peñas, C., Lago-Ballesteros, J., Dellal, A. y Gómez, M. (2010). Game-related statistics that discriminated winning, drawing and losing teams from the Spanish soccer league. *Journal of Sports Science and Medicine*, 9(2), 288-293. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/24149698/>
- La Vanguardia (2018, 27 de octubre). Las matemáticas y el deporte, una mezcla "perfecta", dijo experto en Panamá. *La Vanguardia*. <https://www.lavanguardia.com/deportes/20181027/452572649846/las-matematicas-y-el-deporte-una-mezcla-perfecta-dijo-experto-en-panama.html>
- Lewis, M. (2004). *Moneyball: The art of winning an unfair game*. WW Norton & Company.
- Lewis, S. C. y Westlund, O. (2014). Actors, Actants, Audiences, and Activities in Cross-Media News Work: A matrix and a research agenda. *Digital Journalism*, 3(1), 19-37. <https://doi.org/10.1080/21670811.2014.927986>
- Liu, H., Gomez, M., Lago-Peñas, C. y Sampaio, J. (2015). Match statistics related to winning in the group stage of 2014 Brazil FIFA World Cup. *Journal of Sports Sciences*, 33(12), 1205-1213. <https://doi.org/10.1080/02640414.2015.1022578>
- Montiel, A., Camacho, P., y Martín-Barrero, A. (2021). La planificación del entrenamiento en deporte y su orientación al fútbol: Revisión narrativa sobre su evolución histórica. *Logía. Educación Física y Deporte*, 1(2), 34-42. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7818065>
- Perreault, G., y Bell, T. R. (2022). Towards a "digital" sports journalism: Field theory, changing boundaries and evolving technologies. *Communication & Sport*, 10(3), 398-416. <https://doi.org/10.1177/2167479520979958>
- Quesada-Webb, A. (2023, 26 de abril). La mujer que ayuda a ganar partidos exprimiendo el big data. *El País*. <https://elpais.com/hemeroteca/2023-04-26/>
- Rampinini, E., Impellizzeri, F. M., Castagna, C., Coutts, A. J. y Wisløff, U. (2007). Technical performance during soccer matches of the Italian Serie A league: Effect of fatigue and competitive level. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 12(1), 227-233. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2007.10.002>
- Rojas-Torrijos, J. L. (2014). Periodismo deportivo. Nuevas tendencias y perspectivas de futuro. *Correspondencias & análisis*, 4, 177-190. <https://doi.org/10.24265/cian.2014.n4.09>
- Rojas-Torrijos, J. L. (2019). La automatización en las coberturas deportivas. Estudio de caso del bot creado por The Washington Post durante los JJ. OO. de Río 2016 y Pyeongchang, 2018. *Revista Latina de Comunicación Social*, 74, 1729-1747. <https://doi.org/10.4185/RLCS-2019-1407>
- Rojas-Torrijos, J.-L. y García-Cepero, J. (2020). Percepción del periodismo deportivo de datos entre heavy users. Estudio de caso del modelo predictivo de El País para el Mundial de Fútbol de 2018. *Revista Mediterránea De Comunicación*, 11(2), 295-310. <https://doi.org/10.14198/ME-DCOM2020.11.2.8>
- Romero-Domínguez, L. R. (2024). *Guía de buenas prácticas para periodistas de datos*. Universitat Politècnica de València. <https://idus.us.es/server/api/core/bitstreams/fa4a33e-5548-4d99-8c79-d7b9bc5caae1/content>
- Romero-Ochoa, M. (2022). Las redes sociales como el nuevo mercado para el periodismo deportivo. En Torres-Toukourmidis, Á., De-Santis, A. y Tamay-Crespo, Á., (eds.), *Reflexiones sobre periodismo deportivo: experiencias, retos y expectativas* (pp. 49-78). Editorial Abya-Yala. <https://doi.org/10.7476/9789978108277.0004>
- Rowe, D. (2004). *Sport, Culture and the Media: The Unruly Trinity*. McGraw-Hill.
- Rudd, S. (2011). A framework for tactical analysis and individual offensive production assessment in soccer using Markov chains. *New England Symposium on Statistics in Sports*. <https://nessis.org/nessis11/rudd.pdf>

- SBJ (2015, agosto 17). Nate Silver comes full circle with sports data journalism mecca. *Sports Business Journal*. <https://www.sportsbusinessjournal.com/Daily/Issues/2015/08/17/Technology/nate-silver-comes-full-circle-sports-data-journalism-mecca/>
- Schultze, S. y Wellbrock, C. (2015). "B-FASST": A statistical and spatial analysis system to evaluate player performance in soccer. *SSRN*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2643041>
- Segarra-Saavedra, J., Cristófol, F. y Martínez-Sala, A.-M. (2019). Inteligencia artificial (IA) aplicada a la documentación informativa y redacción periodística deportiva. El caso de BeSoccer. *Doxa Comunicación Y Ciencias Sociales*, 29, 275-286. <https://doi.org/10.31921/doxacom.n29a14>
- Sisneros, M. (2024, 17 de septiembre). Champions League Predictions 2024-25: The Opta Projections. *Opta Analyst*. <https://theanalyst.com/articles/champions-league-predictions-2024-25-opta-supercomputer>
- Túñez-López, M., Toural-Bran, C. y Valdiviezo-Abad, C. (2019). Automatización, bots y algoritmos en la redacción de noticias. Impacto y calidad del periodismo artificial. *Revista Latina De Comunicación Social*, 74, 1411-1433. <https://doi.org/10.4185/RLCS-2019-1391>
- van Dalen, A. (2012). The algorithms behind the headlines: How machine-written news redefines the core skills of human journalists. *Journalism Practice*, 6(5-6), 648-658. <https://doi.org/10.1080/17512786.2012.667268>
- van Dijck, J., Poell, T. y De Waal, M. (2018). *The platform society*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oso/9780190889760.001.0001>
- Vidaurreta-Bueno, R. y Mesa-Anoceto, M. (2011). Contribución de la estadística matemática a la preparación deportiva sostenible. *EFDeportes.com*, 153. <https://www.efdeportes.com/efd153/estadistica-matematica-preparacion-deportiva-sostenible.htm>
- Vural, Z. I., y Masip, P. (2021). Data journalism as an innovation in social communication: The case in sports industry. *European Public & Social Innovation Review*, 6(1), 42-55. <https://doi.org/10.31637/epsir-2021-145>

**Rubén J. García-Fernández.** Graduado en Periodismo por la Universidade de Santiago de Compostela, con Mención en Visualización de la Información. Periodista deportivo con experiencia en redacción, investigación y análisis informativo en medios digitales y tradicionales. Ha desarrollado su labor en diversos medios, incluyendo prácticas y colaboraciones en *La Voz de Galicia*, *Riazor.org*, *Afición Deportiva* y la Corporación de Radio y Televisión de Galicia (CRTVG). Su trayectoria profesional le ha permitido consolidar una metodología rigurosa para la producción de contenidos deportivos y de divulgación especializada. ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-9462-062X>

**Alberto Quian.** Doctor en Investigación en Medios de Comunicación por la Universidad Carlos III de Madrid. Profesor de Periodismo en la Universidade de Santiago de Compostela. Miembro del grupo de investigación Novos Medios [GI-1641 NM]. Principales líneas de investigación: impacto y aplicación de la cultura hacker y la ética hackers en el periodismo, los medios de comunicación y la sociedad red; medios alternativos; redes sociales descentralizadas y federadas; nuevas tecnologías para la información y la comunicación; nuevos mecanismos de interacción y participación; periodismo científico, periodismo tecnológico y divulgación científica. Autor de los libros *El impacto mediático y político de WikiLeaks: la historia más apasionante del periodismo moderno* (UOC, 2013) y *Civilización Hacker* (Anaya Multimedia, 2022). ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8593-7999>